



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

ÚSTAV FINANCÍ

INSTITUTE OF FINANCES

**MODELOVÁNÍ PREDIKCE BANKROTU
STAVEBNÍCH PODNIKŮ**

BANKRUPTCY PREDICTION MODELLING IN CONSTRUCTION BUSINESS

DIPLOMOVÁ PRÁCE

MASTER'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Bc. Pavla Srbová

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2017

Zadání diplomové práce

Ústav: Ústav financí
Studentka: **Bc. Pavla Srbová**
Studijní program: Ekonomika a management
Studijní obor: Účetnictví a finanční řízení podniku
Vedoucí práce: **Ing. Michal Karas, Ph.D.**
Akademický rok: 2016/17

Ředitel ústavu Vám v souladu se zákonem č. 111/1998 Sb., o vysokých školách ve znění pozdějších předpisů a se Studijním a zkušebním řádem VUT v Brně zadává diplomovou práci s názvem:

Modelování predikce bankrotu stavebních podniků

Charakteristika problematiky úkolu:

Úvod
Cíl a metody zpracování práce
Teoretická východiska predikce bankrotu a popis testovaných modelů
Zhodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů na zkoumaném vzorku podniků
Návrh vlastního bankrotního modelu
Srovnání efektivnosti vytvořeného modelu a vybraných modelů
Závěr
Seznam použité literatury
Přílohy

Cíle, kterých má být dosaženo:

Cílem práce je zhodnotit rozlišovací schopnost pěti vybraných bankrotních modelů a její porovnání s původně deklarovanou přesností. Metodou lineární diskriminační analýzy odvodí vlastní model a provede testování jeho rozlišovací schopnosti.

Základní literární prameny:

ALTMAN, E. I. and G. SABATO. Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. Abacus. 2007, vol. 43, no. 3, s. 332-357. ISSN 0001-3072.

GRICE, J. S. and M. T. DUGAN. The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers. Review of Quantitative Finance and Accounting. 2001, vol. 17, no. 2, s. 151-166. ISSN 1573-7179.

NEUMAIEROVA, I., a I. NEUMAIER. Index IN05. In: ČERVINEK, P. (ed.). Evropské finanční systémy. Brno: Masarykova univerzita, 2005. s.143-148. ISBN 80-210-3753-9.

ŠPIČKA, J. The financial condition of the construction companies before bankruptcy. European Journal of Business and Management. 2013, vol. 5,no. 23, s. 160-166. ISSN 2222-2839.

TSERNG, H. P., P. CHEN, W. HUANG, M. C. LEI AND Q. H. TRAN. Prediction of default probability for construction firms using the logit model. Journal of Civil Engineering and Management. 2014, vol. 20, no. 2, s. 247-255. ISSN 1822-3605.

Termín odevzdání diplomové práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2016/17

V Brně dne 28.2.2017

L. S.

prof. Ing. Mária Režňáková, CSc.
ředitel

doc. Ing. et Ing. Stanislav Škapa, Ph.D.
děkan

Abstrakt

Tato diplomová práce je zaměřena na vytvoření bankrotního modelu pro podniky ze stavebního průmyslu v České republice za využití diskriminační analýzy. V teoretické části je vymezen pojem bankrotní model, dále je tato část zaměřena na zařazení bankrotních modelů do ekonomie, pohled do jejich historie, popis vybraných modelů a stručnou charakteristiku stavebního průmyslu. V praktické části je nejprve určena spolehlivost vybraných bankrotních modelů a následně je sestaven nový bankrotní model.

Abstract

The diploma thesis is aimed at creating a bankruptcy model for companies of the construction industry in the Czech Republic by using discriminant analysis. In the theoretical part, the concept of bankruptcy model is defined; this part is focused on the inclusion of bankruptcy models in economics, a look into their history, a description of selected models and a brief characteristic of the construction industry. In the practical part, the reliability of selected bankruptcy models is counted and a new bankruptcy model is built.

Klíčová slova

Altmanův model, bankrot, bankrotní model, diskriminační analýza, finanční analýza, finanční tíseň, model IN05, ROC křivky, Springate model, Tafflerův model, úpadek, Zmijewského model

Key words

Altman's model, bankruptcy, bankruptcy model, discriminant analysis, financial analysis, financial distress, model IN05, ROC curves, Springate model, Taffler's model, insolvency, model of Zmijewski

Bibliografická citace

SRBOVÁ, P. *Modelování predikce bankrotu stavebních podniků*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, 2017. 106 s. Vedoucí diplomové práce Ing. Michal Karas, Ph.D..

Čestné prohlášení

Prohlašuji, že předložená diplomová práce je původní a zpracovala jsem ji samostatně. Prohlašuji, že citace použitých pramenů je úplná, že jsem ve své práci neporušila autorská práva (ve smyslu Zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském a právech souvisejících s právem autorským).

V Brně dne 20. května 2017

.....

podpis studenta

Poděkování

Touto cestou bych chtěla poděkovat vedoucímu diplomové práce panu Ing. Michalovi Karasovi, Ph.D. za odborné vedení mé práce. Poděkování patří také mé rodině a přátelům za podporu po celou dobu studia.

OBSAH

ÚVOD.....	9
CÍL PRÁCE A METODIKA.....	11
1 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ	12
1.1 Bankrotní model	12
1.1.1 Vymezení pojmu bankrot.....	12
1.1.2 Původ slova bankrot.....	15
1.1.3 Vymezení pojmu model.....	15
1.1.4 Vymezení pojmu bankrotní model	16
1.2 Zařazení bankrotních modelů do ekonomie.....	17
1.2.1 Hodnocení ekonomických procesů.....	17
1.2.2 Finanční analýza	17
1.2.3 Modely finanční analýzy	22
1.3 Finanční tíseň podniku.....	23
1.4 Krátký pohled do historie bankrotu	25
1.5 Historie bankrotních modelů	27
1.5.1 Použití finančních ukazatelů k predikci bankrotu:	28
1.5.2 Současnost	29
1.6 Druhy bankrotních modelů	30
1.6.1 Vícerozměrná analýza (vícerozměrná diskriminační analýza, logistická regrese, probitová analýza)	30
1.6.2 Bodově ohodnocené modely	31
1.6.3 Altmanovy bankrotní modely (Altmanovy indexy finančního zdraví)	33
1.6.4 Tafflerův model '.....	37
1.6.5 Index IN	38

1.6.6	Zmijewského model	41
1.6.7	Springate model	42
1.6.8	Model stromu	43
1.7	Postup tvorby predikčního modelu	44
1.7.1	ROC křivky	45
1.7.2	Klasifikační metody	49
1.7.3	Omezení modelů	54
1.8	Stavební průmysl	56
1.8.1	Obsah Stavebnictví	56
1.8.2	Stručná charakteristika stavebnictví	57
1.8.3	Finanční situace stavebních podniků před bankrotem	59
2	Zhodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů na zkoumaném vzorku podniků	62
2.1.1	Určení spolehlivosti Altmanova modelu	62
2.1.2	Určení spolehlivosti Springate modelu	66
2.1.3	Určení spolehlivosti Tafflerova modelu	69
2.1.4	Určení spolehlivosti Zmijewského modelu	72
2.1.5	Určení spolehlivosti modelu IN05	75
2.1.6	ROC křivky pro testované modely	78
3	Návrh vlastního modelu	81
3.1	Tvorba vlastního modelu	81
3.2	Původní spolehlivost modelu na trénovacích datech	86
3.3	Ověření spolehlivosti modelu na testovacích datech	87
3.4	ROC křivka	88
4	SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ	89
	ZÁVĚR	91

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY	93
SEZNAM ZKRATEK	98
SEZNAM TABULEK	99
SEZNAM GRAFŮ	102
SEZNAM OBRÁZKŮ	104
SEZNAM ROVNIC	105
SEZNAM PŘÍLOH	106

ÚVOD

Krizi v podniku lze často odhalit již několik let dopředu. Nástrojem, který pomáhá k jejímu odhalení, jsou predikční modely. Predikční modely mají za úkol včas odhalit zhoršující se hospodářskou situaci v podniku a varovat před možným bankrotem.

„Metod a postupů hodnocení bonity firmy a předvídání případného bankrotu existuje nesčetně a finanční instituce většinou svoje postupy tají, neboť se jedná o jejich know-how. Nicméně ve všech modelech hrají podstatnou roli finanční ukazatele. K nejjednodušším přístupům patří různé ukazatelové soustavy přidělující body. K těm složitějším pak sofistikované statistické postupy, které pracují s historickými řadami dat a kalkulují různé pravděpodobnosti selhání firmy na základě určitých hodnot finančních ukazatelů.“¹

Existuje velké množství modelů k predikci bankrotu. Problémem těchto modelů je, že k jejich sestavení byla použita data, která již nejsou aktuální, nebo modely vznikly v zahraničí a pro jejich vytvoření byla použita zahraniční data. Model je také vhodné tvořit pro konkrétní oblast průmyslu, aby se zvýšila jeho spolehlivost.

Tato diplomová práce se v teoretické části zabývá zařazením bankrotních modelů do ekonomie. Bankrotní modely jsou jednou z metod finanční analýzy, jde o soustavu ukazatelů k hodnocení finanční situace podniku. Bankrotní model je rovnice sestavená za pomoci matematicko-statistických metod z dat aktivních a bankrotních podniků. Na základě této rovnice je hodnocenému podniku přiřazena číselná charakteristika, podle ní určíme, zda model hodnocený podnik označil jako aktivní nebo bankrotní (popřípadě, zda ho není schopen klasifikovat). V teoretické části práce lze najít vymezení pojmů bankrotní model, historii bankrotních modelů, jejich běžně používané druhy (př. Altmanův model) i některé méně známé (př. Springate model). Dále je tato část práce věnována postupu tvorby bankrotního modelu a charakteristice stavebního průmyslu, pro který je v analytické části sestaven nový bankrotní model.

V praktické části práce je nejprve vyhodnocena spolehlivost vybraných bankrotních modelů, kterými jsou Altmanův model, Springate model, index IN05, Zmijewského model a Tafflerův model. Následně je za využití diskriminační analýzy

¹ KISLINGEROVÁ, E., J. HNILICA, *Finanční analýza: krok za krokem*. 2008, s. 74

sestaven nový model. Tento model je vytvořen z dat českých podniků ze stavebního průmyslu. Jeho spolehlivost je 83,89 %.

Proč se zabývat tvorbou bankrotního modelu? Bankrotní modely rozhodně nejsou jedinou možností, jak predikovat bankrot, ale jsou nedílnou součástí hodnocení finanční situace podniku. Tyto modely nám mohou pomocí jednoduchého výpočtu, ke kterému potřebujeme pouze data z účetních výkazů, dát signál, že s podnikem není něco v pořádku a je třeba ověřit, zde jde skutečně o reálnou hrozbu a začít ji včas řešit. Jde o systém včasného varování pro ty, kteří mohou bankrotu ještě zabránit. Další možností je využití modelů ze strany věřitelů při poskytování úvěrů.

CÍL PRÁCE A METODIKA

Cílem práce je zhodnotit rozlišovací schopnost pěti vybraných bankrotních modelů a její porovnání s původně deklarovanou přesností. Metodou lineární diskriminační analýzy odvodí vlastní model a provede testování jeho rozlišovací schopnosti.

Při zpracování diplomové práce byly využity tyto metody:²

- Literární rešerše – na základě dostupné literatury je vytvořen ucelený pohled na daný problém – použito v kapitole teoretická východiska
- Analýza – rozbor daného problému na dílčí části a jejich zkoumání, cílem je lépe poznat daný problém – použito v kapitole teoretická východiska či při korelaci (vztahy mezi proměnnými)
- Syntéza – sloučení částí v celek a zkoumání vzájemných souvislostí mezi dílčími složkami jevu – využito při sestavení modelu
- Srovnávání – zkoumání shodných a rozdílných stránek dvou a více různých objektů – využito při porovnání testovaných modelů
- Matematické a statistické metody – k tvorbě modelu byla použita diskriminační analýza
- Modelování – tvorba nového bankrotního modelu

² ZEMAN, K. *Metodika pro psaní bakalářských a diplomových prací na Národohospodářské fakultě Vysoké školy ekonomické v Praze*. [online]

1 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS TESTOVANÝCH MODELŮ

Teoretická část diplomové práce je věnována stručné charakteristice finanční analýzy a tomu, jaké místo v ní zastávají predikční modely. Hlavní část je zaměřena na bankrotní modely. Zabývá se vymezením pojmu bankrot z historického hlediska a z pohledu zákona, zabývá se také bankrotními modely z pohledu historie, výpočtem a vyhodnocením vybraných druhů bankrotních modelů, způsoby sestavení modelů a omezeními těchto modelů. Ze známějších modelů se práce věnuje Altmanovým modelům, Indexům IN a Zmijewského modelu. Z méně známých je pozornost věnována modelu Springate, Tafflerovu modelu či modelu stromu.

1.1 BANKROTNÍ MODEL

Cílem této kapitoly je poskytnout informace o bankrotu (vymezení pojmu bankrot, historie) a bankrotním modelu (historie, definice).

1.1.1 VYMEZENÍ POJMU BANKROT

Existuje více možností, jak popsat firmu, která se potýká s finančními a ekonomickými problémy. Nejčastěji používané anglické termíny jsou: „failure“ (skutečná výše návratnosti investovaného kapitálu je značně a trvale nižší než převládající výše návratnosti u podobných investic), „insolvency“ (platební neschopnost; značí také problémy s likviditou, celkové závazky přesahují celkovou hodnotu firmy), „default“ (nesplnění závazku; pokud dojde k porušení podmínky dohody s věřitelem, což může vést k právním úkonům) a „bankruptcy“ (bankrot; hodnota podniku či soudní rozhodnutí vede k likvidaci či reorganizaci). Nejobecnějším termínem je „business failure“ (selhání firmy), firma není schopna splácet svým věřitelům, hradit primární akcie, atd., účty jsou přečerpaný, nebo je firma v bankrotu podle právní legislativy.³

V žádném zákoně nenajdeme definici přímo pro **bankrot***, lze ji ovšem vyvodit ze souvislostí. Definici osoby, která je v úpadku (anglicky „bankrupt“), najdeme

³ ZOPOUNIDIS, C. *Multicriteria Decision Aid Methods for the prediction of business failure*, 1998.

*v této práci je bankrot považován za synonymum pro konkurz

v americkém zákoně z roku 1898. Tento zákon ji definuje jako fyzickou či právnickou osobu, proti níž byl podán nedobrovolný návrh na vyhlášení bankrotu, nebo jí byla zamítnuta žádost na prominutí dluhu, nebo podala návrh dobrovolně, nebo na ni byl prohlášen konkurz.⁴

V encyklopedii najdeme bankrot definovaný jako: „*Zrušení (zánik) podniku, nejčastěji z důvodu platební neschopnosti. Po takovémto zániku subjektu následuje výmaz z obchodního rejstříku, který znamená zánik firmy jako právnické osoby. Aktiva firmy se prodají a použijí na úhradu závazků vůči věřitelům, případný zůstatek náleží vlastníkům.*“⁵

Bankrot lze považovat za jednu z forem úpadku. Úpadek je neschopnost dlužníka platit své závazky vůči věřitelům. Úpadek je v České republice definován v insolvenčním zákoně. Insolvenční zákon se zabývá řešením úpadku a hrozícího úpadku dlužníka a jeho oddlužením.⁶

„(1) Dlužník je v úpadku, jestliže má

a) více věřitelů a

b) peněžité závazky po dobu delší 30 dnů po lhůtě splatnosti a

c) tyto závazky není schopen plnit (dále jen "platební neschopnost").“⁷

Dlužník není schopen plnit své peněžité závazky, pokud nehradí jejich podstatnou část, nebo již uplynuly tři měsíce od lhůty splatnosti, nebo nelze uspokojit některou pohledávku výkonem rozhodnutí nebo exekucí, nebo dlužník nesplnil povinnost předložit seznamy (seznam majetku, závazků, zaměstnanců, atd.), které mu určil insolvenční soud. Dlužník se dostane do úpadku také předlužením, má-li více věřitelů a souhrn jeho závazků je vyšší než hodnota jeho majetku. Lze-li předpokládat, že dlužník nebude schopen řádně a včas splnit podstatnou část svých peněžitých závazků, jedná se o hrozící úpadek.⁸

⁴ BLACK, H. *A handbook of bankruptcy law*, §1 (4)

⁵ Ottova všeobecná encyklopedie

⁶ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §1

⁷ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §3 (1)

⁸ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §3

Způsoby řešení úpadku nebo hrozícího úpadku dlužníka jsou konkurz, reorganizace, oddlužení a zvláštní způsoby řešení úpadku (nepatrný konkurz, řešení úpadku finančních institucí).⁹

Častým způsobem řešení úpadku je **konkurz**. Konkurz považujeme za synonymum pro bankrot. Jedná se o: „Řízení, ve kterém se uspořádávají majetkové poměry dlužníka, který je v úpadku.“¹⁰ Slovo konkurz pochází z latinského slovního spojení „concursum creditorum“, které můžeme přeložit jako sběh věřitelů, více věřitelů, kteří uplatňují souběžně nárok na zpětné získání svých finančních prostředků ze zpeněžení majetkové podstaty.¹¹

Definice konkurzu podle insolvenčního zákona: „Konkurz je způsob řešení úpadku spočívající v tom, že na základě rozhodnutí o prohlášení konkurzu jsou zjištěné pohledávky věřitelů zásadně poměrně uspokojeny z výnosu zpeněžení majetkové podstaty s tím, že neuspokojené pohledávky nebo jejich části nezanikají, pokud zákon nestanoví jinak.“¹²

Dalším způsobem řešení úpadku je reorganizace. Ta je podle insolvenčního zákona definována jako: „Postupné uspokojování pohledávek věřitelů při zachování provozu dlužníkovy podniku, zajištěné opatřeními k ozdravení hospodaření tohoto podniku podle insolvenčním soudem schváleného reorganizačního plánu s průběžnou kontrolou jeho plnění ze strany věřitelů.“¹³

Úpadek se také řeší oddlužením. „Dlužník může insolvenčnímu soudu navrhnout, aby jeho úpadek nebo jeho hrozící úpadek řešil oddlužením, jde-li o

a) právnickou osobu, která podle zákona není považována za podnikatele a současně nemá dluhy z podnikání, nebo

b) fyzickou osobu, která nemá dluhy z podnikání.“¹⁴

Posledním způsobem řešení úpadku jsou zvláštní formy řešení úpadku. První zvláštní formou řešení úpadku je nepatrný konkurz, kdy dlužníkem je fyzická osoba,

⁹ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §4

¹⁰ Ottova všeobecná encyklopedie

¹¹ BURRILL, A. *A new law dictionary and glossary: containing full definitions of the principal terms of the common and civil law*

¹² Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §244

¹³ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §316

¹⁴ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §389

nepodnikatel, která má obrat za poslední účetní období méně než 2 miliony korun a má méně než 50 věřitelů. Druhou zvláštní formou úpadku je řešení úpadku finančních institucí, patří sem například banky, spořitelny a úvěrní družstva.^{15,16}

1.1.2 PŮVOD SLOVA BANKROT

Široce akceptovaná teorie o původu slova **bankrot** (bankruptcy) říká, že se jedná o kompozici dvou starověkých latinských slov „bancus“ (lavice, stůl) a „ruptus“ (zlomený). Dříve prováděli bankéři své obchody na dřevěné lavici (dřevěném stole). Pokud nebyl schopen bankéř pokračovat ve svém podnikání a plnit své povinnosti, jeho lavice byla rozbita jako symbol neúspěchu a neschopnosti vyjednávat. V důsledku četnosti této praxe ve středověké Itálii má současný termín „bankrupt“ (výraz pro osobu, která je v úpadku) pravděpodobně kořeny v překladu z latinského sousloví „banco rotto“, které v překladu do češtiny znamená „rozbitá lavice“.¹⁷

Existují i jiné teorie o původu tohoto slova. Jeho kořeny mohou být také ve Francii ve slovním spojení „banque trase“, které se dá přeložit jako „tabulková stopa“ („table trace“). Ten, kdo si půjčil finanční prostředky, se bankéři podepsal na jeho „lavici“. Součástí této praxe bývalo i to, že dotyčný uprchl i s jemu svěřenými penězi.¹⁸

1.1.3 VYMEZENÍ POJMU MODEL

Původ slova **model** bychom mohli hledat ve stavebnictví, kde byl označením míry pro vyjádření proporcí stavby. Model je forma zobrazení skutečnosti (její idealizace), záleží na tom, jaká skutečnost je modelována, jakými prostředky a k čemu má daný model sloužit. Model lze definovat jako zjednodušené zobrazení důležitých vlastností zkoumané reality. Pomocí modelu lze získávat nové poznatky a díky nim rozvinout nové teorie. Účelem modelu je zachytit pro nás důležité vlastnosti zkoumaného jevu. Odlišné definice modelu najdeme v různých odvětvích vědy (materiální modely, myšlenkové modely, matematické modely, atd.).¹⁹

¹⁵ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §314. §367

¹⁶ KALOUDA, F. *Základy podnikových financí*, 2008

¹⁷ Bankruptcy data, brief history of bankruptcy [online]

¹⁸ tamtéž

¹⁹ Modely a modelování [online]

Matematický model je forma zobrazení skutečnosti matematickými prostředky. Jedná se o kvantifikovaný popis některých skutečných jevů či procesů.²⁰

Proces vytváření modelu (zjednodušování reality) nazveme **modelováním**.²¹

1.1.4 VYMEZENÍ POJMU BANKROTNÍ MODEL

Cílem bonitních a bankrotních modelů (=metody identifikace symptomů budoucí nesolventnosti, tzv. b/b modely) je posoudit finanční zdraví firmy. Patří k nejsofistikovanějším metodám finanční analýzy. Každé firmě je přiřazena jedna číselná charakteristika. Odlišnost bonitních a bankrotních modelů spočívá v účelu, pro který byly tyto modely vytvořeny. Cílem bonitních modelů je určit, zda je firma finančně zdravá. Jsou závislé na kvalitě zpracování poměrových ukazatelů v odvětvové skupině srovnávaných firem. Cílem bankrotních modelů je určit, zda vybrané firmě hrozí bankrot. Pokud modely kombinují bonitu se schopností dostát svým závazkům, pak se modely nazývají bonitně-bankrotní.^{22,23}

Bankrotní modely pracují s předpokladem, že firmu s finančními problémy lze odhalit několik let před bankrotem. Ke tvorbě modelů byly využity vzorky vybraných podniků. Tyto vzorky obsahovaly finančně zdravé a zbankrotované firmy. Mezi nejběžnější problémy patří problémy s likviditou, čistým pracovním kapitálem a rentabilitou celkového vloženého kapitálu.^{24,25}

Problémem velkého množství doposud existujících bonitních a bankrotních modelů je jejich nevhodnost pro užití v českém ekonomickém prostředí. Některé modely byly upraveny pro podmínky v České republice. Této problematice se budeme věnovat dále v této práci.²⁶

Proč je důležité predikovat bankrot? Jedná se o systém včasného varování pro ty, kteří mu mohou ještě zabránit, predikci využívají také poskytovatelé úvěrů. Problém poskytování úvěrů je odlišný od problému bankrotu podniků, ale věřitelé mohou využít

²⁰ Modely a modelování [online]

²¹ tamtéž

²² RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, 2010

²³ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*, 2015

²⁴ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, 2010

²⁵ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*, 2015

²⁶ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, 2010

modely k odhadu pravděpodobnosti selhání daného podniku. Může to být rozhodující faktor, zda poskytnout úvěr. Predikce bankrotu je důležitá pro vlastníky, shareholders, manažery, zaměstnance, věřitele, dodavatele, klienty, společnost a vládu.²⁷

1.2 ZAŘAZENÍ BANKROTNÍCH MODELŮ DO EKONOMIE

Cílem této kapitoly je popsat, kde mají bankrotní modely své místo v ekonomii. Ekonomické procesy lze hodnotit dvěma způsoby, fundamentální analýzou a technickou analýzou. Technickou analýzou je finanční analýza. Jednou z metod finanční analýzy je analýza soustav ukazatelů, kam patří i bankrotní modely. Tato kapitola obsahuje popis finanční analýzy, její charakteristiku a základní metody a modely.

1.2.1 HODNOCENÍ EKONOMICKÝCH PROCESŮ

K hodnocení ekonomických procesů existují dva přístupy. Prvním přístupem je fundamentální analýza, která je založena na znalostech vzájemných souvislostí mezi procesy (ekonomickými i mimoekonomickými) a závěry jsou vyvozeny zpravidla bez algoritmizovaných postupů. Druhým přístupem je **technická analýza**, která aplikuje matematické, matematicko-statistické metody a další algoritmizované metody a následně z dosažených výsledků vyvozuje ekonomické závěry. Využívá se i kombinace těchto dvou přístupů.²⁸

Hlavním cílem finančního řízení je dosahování finanční stability (hodnotí se podle zisku, přírůstku majetku či zhodnocování vloženého kapitálu). Druhotným cílem je zajištění platební schopnosti firmy.²⁹

1.2.2 FINANČNÍ ANALÝZA

Finanční analýzou je technická analýza, která se využívá k vyhodnocení ekonomické situace ve firmě, k vyhodnocení firemní strategie z hlediska úspěšnosti. Smyslem je zpracování podkladů pro rozhodování o dalším fungování podniku. Hodnotí se minulost, současnost a predikuje se budoucnost firmy. Pomocí **finanční analýzy** se

²⁷ ZOPOUNIDIS, C. *Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure*, 1998

²⁸ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

²⁹ tamtéž

zhodnocuje finanční zdraví (finanční tíseň) firmy a identifikují se slabé stránky. Finanční analýza slouží jako podklad pro sestavení finančního plánu. Rozbor finanční situace firmy se provádí za využití finančních ukazatelů. Finanční ukazatele jsou základním nástrojem finanční analýzy.^{30,31}

Technická finanční analýza je oblíbená pro svoji poměrně jednoduchou interpretaci výsledků, rychlost výpočtů a dostupnost vstupních dat.³²

Finanční analýzu lze definovat jako: „*Systematický rozbor získaných dat, která jsou obsažena především v účetních výkazech. Finanční analýzy v sobě zahrnují hodnocení firemní minulosti, současnosti a předpovídání budoucích finančních podmínek.*“³³

Jedna z možností, jak postupovat při sestavení finanční analýzy:

1. *Charakteristika prostředí a sběr dat*
 - a. *Výběr srovnatelných firem*
 - b. *Sběr dat*
 - c. *Ověření použitelnosti dat*
2. *Výběr metody a základní zpracování dat*
 - a. *Výběr vhodné metody a ukazatelů*
 - b. *Zpracování ukazatelů*
 - c. *Relativní postavení firmy*
3. *Pokročilé zpracování dat*
 - a. *Identifikace modelu dynamiky a nebo*
 - b. *Analýza vztahu mezi ukazateli (odchyly, korelace...)*
4. *Návrh cest k dosažení žádoucího cílového stavu systému*
 - a. *Návrhy (ve variantách)*
 - b. *Odhady rizika variant*
 - c. *Výběr (multikriteriální) doporučené varianty*³⁴

³⁰ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

³¹ BLAHA, Z., I. JINDŘICHOVSKÁ, *Jak posoudit finanční zdraví firmy*, 1996

³² KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*, 2015

³³ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010, s. 9

³⁴ KALOUDA, F. *Zásady podnikových financí*, 2008, s. 95

Finanční analýzu můžeme rozdělit na vnitřní a vnější. Vnitřní finanční analýza slouží pouze pro potřeby podniku. Využívá ji management a finanční pracovníci. Je zaměřena na likviditu firmy a zhodnocení dosažených výsledků. Finanční analýza iniciovaná zvenčí je využívána krátkodobými věřiteli (banky, dodavatelé), dlouhodobými věřiteli (úvěroví analytici, držitelé obligací), investory, zaměstnanci a dalšími externími uživateli, jako jsou konkurenti, široká veřejnost, stát a jeho orgány. Uživatel si ještě před vznikem finanční analýzy formuluje cíl, pro který ji chce využít, podle tohoto cíle, pak volí metodu výpočtu.^{35,36}

Metoda finanční analýzy se volí s ohledem na cíl finanční analýzy, vynaložené náklady a spolehlivost. „Čím lepší metody, tím spolehlivější závěry, tím nižší riziko chybného rozhodnutí a tím vyšší naděje na úspěch.“³⁷ Metody jsou sestaveny z finančních ukazatelů, které číselně charakterizují činnost podniku.³⁸

Podnik nemůžeme řádně řídit bez informací o jeho historii a aktuální situaci. Data pro sestavení finanční analýzy jsou interní a externí. Interní informace neboli finanční účetnictví jsou veřejně dostupné účetní výkazy (hlavně rozvaha, výkaz zisku a ztráty a výkaz o peněžních tocích), které nám podávají přehled o struktuře majetku, zdrojích krytí, tvorbě a užití výsledku hospodaření či peněžních tocích. Interní informace neboli vnitropodnikové účetnictví má každá firma odlišné, neexistuje pro ně právně-závazná úprava, jejich využití vede ke zpřesnění finanční analýzy. Externí informace mohou být informace, které má banka nebo burzy.^{39,40}

Nejprve je třeba vyhodnotit, zda jsou data obsažená v účetních výkazech pro finanční analýzu využitelná, nebo je vhodné je upravit (například upravit ocenění zásob), protože může docházet ke zkreslení finanční analýzy. Analýza může být ovlivněna sezonními výkyvy. Firmy také mohou uměle vylepšovat svoje ukazatele, například likviditu splacením půjčky před účetní uzávěrkou. Vliv na účetní výkazy má oceňování majetku a závazků, odpisy, leasing. Jedná se například o oceňování historickými cenami. Historická cena je taková, která nezohledňuje změny tržní ceny

³⁵ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

³⁶ BLAHA, Z., I. JINDŘICHOVSKÁ, *Jak posoudit finanční zdraví firmy*, 1996

³⁷ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010, s. 40

³⁸ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

³⁹ Tamtéž

⁴⁰ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita a její indikátory*, 2015

majetku, čímž dochází ke zkreslování výsledku hospodaření. Dalším problémem je vliv inflace, ta zkresluje účetní výkazy. Například, pokud má firma v dlouhodobém hmotném majetku staré odepsané (či z velké části odepsané) vybavení, pak dojde k vykázání nereálného zisku. Při skladování materiálu a vydávání materiálu do spotřeby v pořizovacích cenách, dochází k jeho podhodnocení. Na firmu mají vliv i nepeněžní faktory jako jsou kvalita pracovní síly, firemní značka, sociální vztahy, úroveň managementu. Tyto faktory jsou označovány jako doplňkové faktory.^{41,42}

Porovnatelnost údajů je závislá na účetní politice firmy, aplikaci účetních zásad a metodice. Pokud se firmy v těchto aspektech od sebe liší nebo došlo k výrazným změnám v rámci jedné firmy v průběhu času, je třeba data upravit. Cílem je zpracovávat finanční analýzu z dat, která mají pro daný účel nejvyšší vypovídací hodnotu. Po úpravě se údaje porovnávají mezi sebou podle zvolené metody finanční analýzy (viz. dále), analyzujeme tím hospodaření firmy.^{43,44}

Je obtížné určit oborové průměry pro velké firmy s širokým výrobním programem, proto je finanční analýza vhodnější pro menší firmy s jednoznačně identifikovatelným oborem podnikání.^{45,46}

Mezi základní metody finanční analýzy patří analýza:^{47,48}

1. absolutních ukazatelů

(procentuální rozbor položek rozvahy a výkazu zisku a ztráty)

a. horizontální analýza

i. =analýza časových řad

ii. procentuální vyjádření (či vyjádření absolutní hodnotou) vývoje v čase

b. vertikální analýza

⁴¹ BLAHA, Z., I. JINDŘICHOVSKÁ, *Jak posoudit finanční zdraví firmy*, 1996

⁴² RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

⁴³ BLAHA, Z., I. JINDŘICHOVSKÁ, *Jak posoudit finanční zdraví firmy*, 1996

⁴⁴ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

⁴⁵ BLAHA, Z., I. JINDŘICHOVSKÁ, *Jak posoudit finanční zdraví firmy*, 1996

⁴⁶ RŮČKOVÁ, P. *Finanční analýza*, 2010

⁴⁷ KALOUDA, F. *Základy podnikových financí*, 2008

⁴⁸ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita a její indikátory*, 2015

- i. podíl jednotlivých položek účetních výkazů na zvoleném celku
- 2. absolutních rozdílových ukazatelů
 - a. čistý pracovní kapitál
 - i. porovnání hodnoty krátkodobých závazků s hodnotou aktiv ke zjištění platební schopnosti podniku
 - b. čisté pohotové prostředky
 - i. hodnota krátkodobého finančního majetku po odečtení krátkodobých závazků
 - c. čistý peněžní majetek
 - i. hodnota krátkodobého finančního majetku a likvidních pohledávek po odečtení krátkodobých závazků
- 3. poměrových ukazatelů
 - a. rentabilita
 - i. výnosnost vloženého kapitálu
 - ii. poměr zisku a vloženého kapitálu
 - b. likvidita
 - i. platební schopnost podniku
 - ii. porovnání toho, co má podnik uhradit, s tím, z čeho to může uhradit, existují různé stupně likvidity
 - c. aktivita
 - i. vázanost kapitálu, efektivnost využívání majetku
 - ii. doba a rychlost obratu zásob, pohledávek, závazků (doba obratu je podíl příslušné kategorie a denních tržeb, rychlost obratu je celková výše tržeb podělená příslušnou kategorií)
 - d. zadluženost
 - i. měří soběstačnost financování aktivit podniku
 - ii. různé varianty, jak vyjádřit poměr vlastních a cizích zdrojů
 - iii. nejčastěji se využívá ukazatel celkové zadluženosti – podíl cizích zdrojů na financování majetku
 - e. kapitálový trh
 - f. na bázi finančních fondů a cash flow

4. soustav ukazatelů

- a. pyramidový a paralelní rozklad
 - i. často se využívá Du Pontův pyramidový rozklad
- b. **Souhrnné ukazatele = predikční modely.**

Finanční analýza využívá matematicko-statistické metody, jako jsou regresní analýza, diskriminační analýza, analýza rozptylu a testování statistických hypotéz. Této problematice se věnuje kapitola 1.7.2 (klasifikační metody).⁴⁹

1.2.3 MODELÝ FINANČNÍ ANALÝZY

Existuje řada postupů, metod a nástrojů k analýze finanční situace podniku. Mezi nejpoužívanější patří analýza poměrových ukazatelů, kterou dáváme do souvislosti položky účetních výkazů. Poměrové ukazatele mají stanoveny obvyklou hodnotu, která značí optimum, podle ní, pak můžeme hodnotit danou oblast ve firmě. Výrazné odchylky od doporučené hodnoty či doporučeného rozpětí automaticky neznamenaají problémy firmy, ale měly být signálem ke zjištění důvodů odchylky.⁵⁰

Nedostatkem poměrových ukazatelů je, že každý ukazatel slouží k vyhodnocení specifické oblasti. Samostatně vypočítané ukazatele, tak mohou přinášet rozdílné pohledy na finanční situaci. K řešení tohoto problému vznikly **soustavy ukazatelů**. Do těchto soustav patří pyramidové a paralelní rozklady a **souhrnné ukazatele**. Souhrnné ukazatele se též označují jako **predikční modely** a jejich cílem je posoudit celkovou finanční situaci ve firmě.⁵¹

Predikční modely jsou účelové výběry ukazatelů, které jsou zpracovány za pomoci komparativně-analytických a matematicko-statistických metod. Každý model kombinuje jiná data z finanční analýzy a stanovuje pravidla pro jejich interpretaci. Cílem predikčních modelů je analyzovat finanční situaci firmy.⁵²

⁴⁹ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*, 2015

⁵⁰ tamtéž

⁵¹ tamtéž

⁵² tamtéž

1.3 FINANČNÍ TÍSEŇ PODNIKU

Finanční tíseň podniku nelze přesně definovat, obecně lze říci, že podnik je ve finanční tísní, pokud vykazuje alespoň některý z těchto znaků:

- *„Několik let záporné provozní výnosy,*
- *pozastavení výplaty dividend*
- *zásadní restrukturalizace nebo propouštění.*“⁵³

Krise se často začíná projevovat již několik let dopředu. Nejvíce ohrožuje podniky, které působí v odvětvích s velkou konkurencí (společnosti, které nemají žádné nebo minimální bariéry vstupu na trh). Základním příznakem krize je pokles tržeb. Příznaky nadcházející krize, projevy bankrotu, můžeme rozdělit do dvou skupin na projevy bankrotu, které můžeme pozorovat uvnitř podniku a na projevy bankrotu, které vycházejí z vlivu vnějšího prostředí na podnik.

Do projevů bankrotu uvnitř podniku patří:

- nedisciplinovanost a uvolněnost finančního řízení;
- splácení úvěrů má přednost před ostatní činností;
- problémy s placením daní, sociálního a zdravotního pojištění;
- dlouhá doba splatnosti faktur;
- nedostatečné množství materiálu na výrobu;
- drahá a nekvalitní výroba.

Mezi projevy bankrotu vycházející z vlivu vnějšího prostředí na podnik patří:

- silný tlak konkurence;
- stagnace či pokles trhů, na kterých daná společnost působí;
- pokles počtu zákazníků;
- závislost na malém počtu velkých odběratelů.⁵⁴

„Finanční tíseň nastává tehdy, když jsou problémy s platební schopností tak vážné, že nemohou být vyřešeny bez výrazných změn v provozní a/nebo finanční činnosti podniku.“⁵⁵ Cílem výrazných změn je zabránit úpadku podniku.⁵⁶

⁵³ VOCHOZKA, M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011, s. 51

⁵⁴ SMEJKAL, V., K. RAIS, *Řízení rizik ve firmách a jiných organizacích*, 2013.

Pokud se podnik dostane do finančních potíží, vzniknou mu tzv. náklady finanční tísně, mezi ně patří například zvýšené úroky kvůli nárůstu rizika.⁵⁷

Rozeznáváme osm kroků, které vedou k bankrotu podniku:

1. Pokles výroby a prodeje, který vede k poklesu tržeb. Zisk po zdanění klesá.
2. Klesá obrát zásob materiálu, výrobků. Podnik se snaží sehnat zakázky, proto klesá obezřetnost při výběru odběratelů a může dojít ke vzniku nedobytných pohledávek.
3. Nastávají finanční komplikace, neschopnost emitovat akcie, dluhopisy, získat úvěry za dobrých podmínek, ale i vyplácet dividendy. Vyčerpávání finančních rezerv. Roste zadluženost a klesá finanční stabilita.
4. Zpomalují se v minulosti zahájené investice z důvodu nedostatku financí. Klesá aktivita a roste zadluženost.
5. Vznik platebních problémů kvůli nedostatku příjmů. Zhoršuje se likvidita, prodlužuje se doba splacení závazků.
6. Majetek má menší hodnotu než dluhy. Dochází k předlužení podniku, (předlužení může být důvodem vyhlášení úpadku podniku).
7. Roste tlak věřitelů na uhrazení závazků.
8. Podnik se ocitá v platební neschopnosti a vyhlašuje úpadek.⁵⁸

Přípravenost na vznik krize je klíčová pro její zvládnutí. Pokud firma včas zaznamená příznaky krize, pak je možné se jí bránit zajištěním dostatečného cash flow, zabývat se snižováním nákladů, monitorovat platební schopnost odběratelů a plánovat dostatečně dopředu. Jak zaznamenat příznaky? Nejjednodušší možností je tvorba finanční analýzy a porovnávání jejích výsledků s běžnými hodnotami pro dané odvětví. Tento přístup má ale své nevýhody, pokud se teď nebudeme zabývat vypovídající hodnotou dat v účetních výkazech, tak za negativum lze jednoznačně považovat to, že účetní výkazy se zpracovávají obvykle jednou ročně, tzn., krize mohla vypuknout již na začátku účetního období, ale finanční analýza je sestavena až o mnoho měsíců později.

⁵⁵ GRÜNWALD R., J. HOLEČKOVÁ, *Finanční analýza a plánování podniku*, 2009, s. 178

⁵⁶ GRÜNWALD R., J. HOLEČKOVÁ, *Finanční analýza a plánování podniku*, 2009

⁵⁷ NÝVLTOVÁ, R., P. MARINIČ, *Finanční řízení podniku*, 2010

⁵⁸ GRÜNWALD R., J. HOLEČKOVÁ, *Finanční analýza a plánování podniku*, 2009

Aby firma mohla zaznamenat finanční potíže dříve, vznikají systémy včasného varování. Tyto systémy analyzují příznaky, které nelze vždy kvantifikovat (ekonomické, sociální a technické oblasti). Ve chvíli, kdy již firma nedokáže dostát svým závazkům, může být na řešení pozdě a podnik se tak dostane do úpadku, který může skončit až zánikem firmy.^{59,60}

Mezi hlavní cíle podnikání patří maximalizace zisku, maximalizace tržní hodnoty podniku, zajištění platební schopnosti, maximalizace vlastního jmění nebo přežití podniku. Aby byl podnik úspěšný, měl by se zabývat alespoň dvěma finančními cíli a to zajištěním likvidity při minimální ceně finančních zdrojů a likvidností, což je rychlost přeměny aktiv v prostředek směny. Souhrnným finančním cílem podnikání je finanční zdraví podniku. Finanční zdraví určíme jako součet rentability a likvidity.⁶¹

1.4 KRÁTKÝ POHLED DO HISTORIE BANKROTU

První písemné zmínky o řešení situace dlužníka a věřitele najdeme v Bibli ve Starém zákoně, kde je odkaz na svátek, který se konal jednou za padesát let. Během tohoto významného roku byly prominuty dluhy, docházelo k osvobození z otroctví a navrácení půdy původnímu majiteli.⁶²

Další zmínka o promíjení dluhů je také ze Starého zákona. Můžeme se zde dočíst o roku, kdy se promíjely dluhy, tzv. rok promíjení dluhu. Tento rok byl jednou za sedm let.⁶³

Další zmínky pochází ze Starověkého Řecka. Ve Starověkém Řecku nedocházelo k prominutí dluhů. Dlužník, který nebyl schopen splácet své dluhy, se stal otrokem. Společně s ním se stala otroky celá jeho rodina včetně všech jeho zaměstnanců. V některých oblastech bylo zakázáno ubližování na zdraví těmto otrokům a také byla omezena doba jejich otroctví na maximálně pět let. Tato pravidla se ovšem

⁵⁹ SMEJKAL, V., K. RAIS, *Řízení rizik ve firmách a jiných organizacích*, 2013

⁶⁰ SCHELLEOVÁ, I. a kolektiv, *Konkurz a vyrovnání*, 2003

⁶¹ KALOUDA, F. *Základy podnikových financí*, 2008

⁶² Bankruptcy data, brief history of bankruptcy [online]

⁶³ Bible, Deuteronomium [online]

týkala pouze dlužníka a jeho rodiny, neplatila pro jeho sluhy, se kterými bylo zacházeno mnohem hůře.⁶⁴

Ve středověku v roce 1542 vydal Jindřich XIII. v Anglii první oficiální zákony o bankrotu. Jedinec, který nebyl schopen dostát svým závazkům a zbankrotoval, byl považován za zločince, jako takový podléhal výkonu trestu. Obvykle se jednalo o trest odnětí svobody ve vězení pro dlužníky, ale extrémem mohl být i trest smrti. Ve středověku vzniklo řízení, jehož cílem bylo uspořádat majetkové poměry dlužníka poměrným uspokojením nároků věřitelů. Tato myšlenka se rozvíjela především v Itálii, kde byl rozkvět obchodu. Z Itálie se myšlenka rozšířila do Německa a postupně také do Čech. V této době byly také poprvé písemně zachyceny počátky konkurzního řízení.^{65,66}

Na konci 16. století došlo v **Čechách** k výraznému zdražení. Cenová revoluce měla za následek finanční potíže především šlechty a právě v tuto dobu se někteří šlechtici měli vyrovnat s věřiteli. K výraznému rozvoji dochází v 17. století, které je považováno za počátky konkurzního řízení i v Čechách. K dalšímu vývoji dochází v důsledku státního bankrotu v roce 1623. Myšlenka poměrného uspokojování věřitelů se výrazně prosazuje v Obnoveném zřízení zemském z roku 1627. K osamostatnění konkurzního řízení došlo až o 10 let později a první konkurzní řád v Čechách byl vydán roku 1640. Výrazný rozdíl oproti dnešnímu konkurzu spočíval v tom, že majetek se nedělil mezi věřitele alikvotně, ale ten, kdo měl důležitější postavení, byl uspokojen jako první v celé výši i s úroky. Další možností bylo vyhlášení veřejné dražby. V řízeních vznikali často spory, protože věřitelé se o konkurzu dozvídali zpětně a požadovali náhradu. Výrazně kvalitnější konkurzní řád byl vydán až v 18. století (1781, **Josefínský konkurzní řád**) a začíná nová etapa vývoje konkurzního práva.⁶⁷

Aplikování Josefínského konkurzního řádu se ukázalo jako nákladné a zdlouhavé. Za vlády Habsburské monarchie došlo k jeho dalšímu vývoji a v roce 1869 byl vydán nový zákon.⁶⁸

Nový konkurzní řád se opět ukázal jako nedostatečný a zejména po vypuknutí první světové války byl nátlak na jeho novelizaci. **Rakouský konkurzní řád** byl vydán

⁶⁴ Bankruptcy data, brief history of bankruptcy [online]

⁶⁵ tamtéž

⁶⁶ SCHELLEOVÁ, I. a kolektiv, *Konkurz a vyrovnání*, 2003

⁶⁷ tamtéž

⁶⁸ tamtéž

v roce 1914. V obdobné verzi byl převzat Československou republikou (1918). Tato právní úprava přetrvala do roku 1931.⁶⁹

Právní řád socialistického státu byl přizpůsoben hospodářské situaci ve státě, kdy bylo potlačeno soukromé vlastnictví, a jediným vlastníkem se stal stát. Ke konkurznímu právu se Československá republika vrátila až po listopadu 1989, kdy došlo k přijetí zákona o konkurzu a vyrovnání v roce 1991.⁷⁰

Poslední novela zákona je ze dne 30. března 2006, kdy byl přijat zákon č. 182/2006 Sb., o úpadku a způsobech jeho řešení (**insolvenční zákon**), který nahradil zákon o konkurzu a vyrovnání.⁷¹

Před 20. stoletím byla pravidla a postupy týkající se bankrotu vstřícnější vůči věřiteli a tvrdší vůči dlužníkům. Důraz byl kladen na navrácení investic věřitelům a bankrot byl nedobrovolný. Postupně dochází ke změně, kdy jsou vyhlášovány i dobrovolné bankroty.⁷²

Moderní zákony o bankrotu, kladou důraz na rehabilitaci (reorganizaci) dlužníka s omezeným důrazem na jeho potrestání.⁷³

1.5 HISTORIE BANKROTNÍCH MODELŮ

Proč se bankrotní modely vyvíjely v čase? Odpovědí na tuto otázku je šest možných příčin.^{74,75,76}

1. Pokud firma bankrotuje, mají „stakeholders“* vysoké náklady. Snaha snížit tyto náklady.
2. Kvůli negativním ekonomickým trendům, se firmy staly náchylnější k selhání.

⁶⁹ SCHELLEOVÁ, I. a kolektiv, *Konkurz a vyrovnání*, 2003

⁷⁰ tamtéž

⁷¹ tamtéž

⁷² Bankruptcy data, brief history of bankruptcy [online]

⁷³ tamtéž

⁷⁴ FEJÉR-KIRÁLY, G. *Bankruptcy Prediction*, 2015

⁷⁵ ZIKMUND, M. *Kdo jsou to vlastně stakeholders a proč a jak se o ně zajímat* [online]

⁷⁶ Bazilejské dohody o kapitáli a kapitálová primeranosť bánk v SR [online]

* „Stakeholder“ v překladu do češtiny znamená „zainteresované strany“, tzn. ti, kdo přichází do kontaktu s firmou, patří sem zaměstnanci, manažeři, vlastníci, dodavatelé, věřitelé, obchodní partneři, vláda a další.

3. Vznikly databáze finanční dat z firem, ze kterých lze sestavit predikční modely.
4. Byly uveřejněny nové příspěvky o nedokonalosti trhu a informační asymetrii.
5. Potřeba zjistit finanční zdraví firmy. Nezávislý auditor může posoudit, jak na tom firma je, ale nemůže predikovat bankrot, k tomu začaly vznikat predikční modely.
6. Basilejské dohody** vedly k úsilí o tvorbu nových modelů, kvůli přepočtu kapitálové přiměřenosti.

1.5.1 POUŽITÍ FINANČNÍCH UKAZATELŮ K PREDIKCI BANKROTU:⁷⁷

1932 – Fitzpatrick

První, kdo studoval finanční ukazatele bankrotních a bonitních firem byl Fitzpatrick. Použil data z 19 zdravých firem a 19 bankrotních firem a vypočítal 13 poměrových ukazatelů. Zjistil, že existují významné rozdíly ve finančních ukazatelích u zdravých podniků a podniků ve finanční tísní. Podle výsledků jeho bádání se tyto dvě skupiny firem odlišují především v hodnotách ukazatelů pro likviditu, zadluženost a obrat.

1935 – Smith and Winakor

Jako další se touto problematikou zabývali Smith a Winakor. Byla použita data ze 183 bankrotních firem.

1945 – Chudson

Chudson zjistil, že je lepší tvořit modely zvláště pro různá odvětví.

1962 – Jackendoff

Porovnával ukazatele ziskových a neziskových firem.

⁷⁷ FEJÉR-KIRÁLY, G. *Bankruptcy Prediction*, 2015

^{**} Basilejské dohody – regulační standardy kapitálové přiměřenosti bank a likvidity. Kapitálová přiměřenost je podíl vlastního kapitálu a rizikových aktiv. Banky mají povinnost udržovat danou minimální výši kapitálu na pokrytí potenciálních ztrát.

1966 – Beaver

Beaver vytvořil bankrotní model, jehož přesnost byla 90 % rok před bankrotem, za pomoci jednorozměrné diskriminační analýzy.

Beaver vytvořil profilovou analýzu. Ve svém modelu porovnával 79 bankrotních a 79 bonitních podniků. „Špatným podnikem byl takový, který ve zkoumaném období 1954 až 1964 ohlásil úpadek, nebo nedodržel závazky přijaté při emisi obligací nebo překročil úvěrový rámec kontokorentního úvěru, nebo nevyplatil včas dividendu z prioritních akcií.“⁷⁸ Beaver se zabýval ukazateli solventnosti, rentability, zadluženosti a likvidity.⁷⁹

ukazatel solventnosti = dluh/netto cash flow

ukazatel rentability = zisk před zdaněním a úroky/celková aktiva

ukazatel zadluženosti = dluhy/aktiva

ukazatel likvidity 1 = pracovní kapitál/celková aktiva

ukazatel likvidity 2 = oběžná aktiva/krátkodobá pasiva

Beaver zjistil, že výše uvedené ukazatele se u firmy, která směřuje k bankrotu, liší od zdravé firmy již 5 let před samotným bankrotem. Zhoršující situace firmy se projevuje tak, že vybrané ukazatele klesají, výjimkou je ukazatel doba splácení dluhů, který roste s blížícím se bankrotem.⁸⁰

1.5.2 SOUČASNOST⁸¹

S rozvojem informačních technologií se rozvíjí i možnosti sestavení modelů. Messier a Hansen použili v roce 1988 na sestavení modelu neuronové sítě. Mnoho dalších autorů se následovalo. Mimo neuronových sítí se využívá široké spektrum dalších metod (nejběžnější metody jsou popsány v kapitole 1.7.2).

⁷⁸ GRÜNWALD R., J. HOLEČKOVÁ, *Finanční analýza a plánování podniku*, 2009, s. 181

⁷⁹ GRÜNWALD R., J. HOLEČKOVÁ, *Finanční analýza a plánování podniku*, 2009

⁸⁰ tamtéž

⁸¹ FEJÉR-KIRÁLY, G. *Bankruptcy Prediction*, 2015

1.6 DRUHY BANKROTNÍCH MODELŮ

*„Metod a postupů hodnocení bonity firmy a předvídání případného bankrotu existuje nesčetně a finanční instituce většinou svoje postupy tají, neboť se jedná o jejich know-how. Nicméně ve všech modelech hrají podstatnou roli finanční ukazatele. K nejjednodušším přístupům patří různé ukazatelové soustavy přidělující body. K těm složitějším pak sofistikované statistické postupy, které pracují s historickými řadami dat a kalkulují různé pravděpodobnosti selhání firmy na základě určitých hodnot finančních ukazatelů.“*⁸²

V literatuře je prezentováno velké množství modelů pro klasifikaci a selekci firem. Vyvíjí se s vývojem ekonomiky. Použití většiny modelu není univerzální, ale jsou vytvořeny pro určitou skupinu podniků. Mezi nejznámější a velmi často používané patří Altmanovy modely.

Tato kapitola obsahuje popis fungování bodovacích metod na příkladu Tamariho modelu a vybrané bankrotní modely.

Vybranými modely jsou:

- Altmanovy indexy finančního zdraví
- Tafflerův index
- Indexy IN
- Zmijewského model
- Springate model
- Model stromu

1.6.1 VÍCEROZMĚRNÁ ANALÝZA (VÍCEROZMĚRNÁ DISKRIMINAČNÍ ANALÝZA, LOGISTICKÁ REGRESE, PROBITOVÁ ANALÝZA)⁸³

1968 – Altman

Významným autorem bankrotních modelů je Altman. Svůj první model vytvořil v roce 1968 za využití vícerozměrné analýzy. Altman použil pro výpočet 33 párů firem.

⁸² KISLINGEROVÁ, E., J. HNILICA, *Finanční analýza: krok za krokem*. 2008, s. 74

⁸³ FEJÉR-KIRÁLY, G. *Bankruptcy Prediction*, 2015

Výsledkem je rovnice založená na pěti poměrových ukazatelích. Přesnost modelu byla 95 %.

1978 – Altman

V roce 1977 vytvořil Altman nový model (ZETA model) s přesností 96 %. Model má 6 finančních ukazatelů a k jeho sestavení bylo využito dat z 58 bankrotních a 58 bonitních společností.

1980 – Ohlson

Ohlson k sestavení modelu nevyužil diskriminační analýzu, ale logistickou regresi. Pro svůj model použil data ze 105 konkurzních společností a 2 058 bonitních společností. Byl první, kdo upozornil na vliv velikostí firem na model.

1984 – Zmijewski

Dalším modelem je Zmijevského model. Použil data ze 40 bankrotních a 800 finančně zdravých podniků. K jeho sestavení využil probitovou regresi.

1985 – Gentry et al.

Zavedli ukazatele cash flow do modelů.

1.6.2 BODOVĚ OHODNOCENÉ MODELY⁸⁴

Bodově ohodnocené modely jsou modely, které přidělují jednotlivým podnikům body, podle výsledku daných ukazatelů. Podle součtu bodů jsou pak podniky zařazeny do finančně zdravých nebo bankrotních. Příkladem takového modelu je **Tamariho bonitně-bankrotní model**, který byl vytvořen v roce 1966. Podnik, který má více než 60 bodů v součtu je ohodnocen jako finančně zdravý, podnik, který má součet méně než 30 bodů je podnikem bankrotním. Podniky mezi 30 a šedesáti body se nachází v tzv. šedé zóně, kdy nelze jednoznačně rozhodnout, zda se jedná o bonitní nebo bankrotní podnik.

⁸⁴ VOCHOZKA, M., *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

UKAZATEL	INTERVAL	BODY
Ta1 = vlastní kapitál/cizí zdroje	Ta1 \in (0,5; ∞)	25
	Ta1 \in (0,4; 0,5>	20
	Ta1 \in (0,3; 0,4>	15
	Ta1 \in (0,2; 0,3>	10
	Ta1 \in (0,1; 0,2>	5
	Ta1 \in ($-\infty$; 0,1>	0
Ta2 = absolutní hodnota zisku Ta3 = rentabilita aktiv	Ta2 za posledních 5 let kladná a Ta3 > horní kvartil oborových hodnot	25
	Ta2 za posledních 5 let kladná a Ta3 > medián oborových hodnot	20
	Ta2 za posledních 5 let kladná	15
	Ta3 > horní kvartil oborových hodnot	10
	Ta3 > medián oborových hodnot	5
	Ta3 < medián oborových hodnot	0
Ta4 = běžná likvidita	Ta4 \in (2; ∞)	20
	Ta4 \in (1,5; 2>	15
	Ta4 \in (1,1; 1,5>	10
	Ta4 \in (0,5; 1,1>	5
	Ta4 \in ($-\infty$; 0,5)	0
Ta5 = výrobní spotřeba/ průměrný stav pohledávek	Ta5 > horní kvartil oborových hodnot	10
	Ta5 > medián oborových hodnot	6
	Ta5 > dolní kvartil oborových hodnot	3
	Ta5 < dolní kvartil oborových hodnot	0
Ta6 = tržby/ průměrný stav pohledávek	Ta6 > horní kvartil oborových hodnot	10
	Ta6 > medián oborových hodnot	6
	Ta6 > dolní kvartil oborových hodnot	3
	Ta6 < dolní kvartil oborových hodnot	0

Ta7 = výrobní spotřeba/ čistý pracovní kapitál	Ta7 > horní kvartil oborových hodnot	10
	Ta7 > medián oborových hodnot	6
	Ta7 > dolní kvartil oborových hodnot	3
	Ta7 < dolní kvartil oborových hodnot	0

Tabulka 1 - Hodnocení Tamariho modelu zpracováno dle VOCHOZKA, M., *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011.

Dalšími modely, které hodnotí firmu podle bodů, jsou Kralickův rychlý test a Grünwaldův bonitní model.⁸⁵

1.6.3 ALTMANOVY BANKROTNÍ MODELY (ALTMANOVY INDEXY FINANČNÍHO ZDRAVÍ)

Altman vytvořil velké množství predikčních modelů. Modely se v čase vyvíjí s vývojem ekonomiky. Cílem bylo odlišit bankrotní podniky od zdravých podniků. Liší se podle toho, pro koho byly vytvořeny. Altmanovy modely jsou oblíbené pro svoji jednoduchost. Jedná se o součet vybraných poměrových ukazatelů, kterým je přiřazena různá váha. Váha se určí pomocí diskriminační metody, která spočívá v rozřídění pozorovaných objektů do skupin podle jejich charakteristik. U výsledného čísla zjistíme, do kterého spadá intervalu u daného modelu. Výsledná hodnota nám pomůže určit, že zda je firma finančně zdravá nebo se potýká s finančními problémy. Tyto modely mají také tzv. šedou zónu, kam se řadí firma, u kterých podle výsledku nelze jednoznačně určit jejich finanční situaci (metoda pro toto rozmezí nepodává spolehlivé výsledky).⁸⁶

Altman sestavil odlišné modely pro firmy, které jsou obchodovatelné na burze a pro firmy, které nejsou obchodovatelné na burze.⁸⁷

Jeho modely jsou často využívány i v České republice. Jde především o model Z' score a Z'' score, kterým se budeme věnovat dále. Altmanovi bankrotní modely je doporučeno použít jako doplněk finanční analýzy k odhalení úvěrových rizik. Vhodné

⁸⁵ VOCHOZKA, M., *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

⁸⁶ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*

⁸⁷ tamtéž

je užití pro střední firmy, pro které je dostupné velké množství informací k sestavení kvalitního bankrotního modelu.^{88,89}

1.6.3.1 Z SCORE, ALTMANŮV INDEX FINANČNÍHO ZDRAVÍ^{90,91,92,93}

Tento model Altman vytvořil v roce 1968. Jde o původní model, který byl v pozdějších letech modifikován. Byl vytvořen pro firmy, jejichž akcie jsou veřejně obchodovatelné na burze (akciové společnosti). Altman použil pro výpočet 33 finančně zdravých výrobních firem a 33 bankrotních výrobních firem z USA. Spolehlivost modelu rok před bankrotem byla pro bankrotní firmy 93,9% a pro nebankrotní 97.0%.

Rovnice pro výpočet:

$$Z = 1,2 * X_1 + 1,4 * X_2 + 3,3 * X_3 + 0,6 * X_4 + 1,0 * X_5$$

Výpočet proměnných:

X_1 = pracovní kapitál / celková aktiva

X_2 = nerozdělený zisk / celková aktiva

X_3 = zisk před zdaněním a úroky / celková aktiva

X_4 = tržní hodnota vlastního kapitálu / účetní hodnota cizího kapitálu

X_5 = tržby (celkový obrat) / celková aktiva

Proč právě tyto proměnné? Jsou vybrány na základě jejich popularity a podle významnosti. Z původního seznamu 22 proměnných je vybráno 5, které jsou dohromady schopny nejlépe vyhodnotit situaci v podniku. K sestavení konečné skupiny proměnných je použit následující postup:

1. pozorování statistické významnosti různých proměnných včetně stanovení vlivu každé nezávislé proměnné na celek;

⁸⁸ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*

⁸⁹ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*, 2015

⁹⁰ KALOUDA, F. *Základy podnikových financí*, 2008

⁹¹ ALTMAN, E. I. *Predicting Financial Distress of Companies*, 2000

⁹² ALTMAN, E. I., G. SABATO. *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market*

[online]

⁹³ ALTMAN, E. I. *Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and Zeta models* [online], 2000

2. vyhodnocení vazeb mezi proměnnými
3. zkoumání přesnosti vypovídací hodnoty různých soustav proměnných;
4. úsudek analytika.

Proměnná X_1 , pracovní kapitál podělený celkovými aktivy, se často využívá ve studiích zabývajících se firemními problémy. Pracovní kapitál je definován jako rozdíl mezi oběžnými aktivy a krátkodobými závazky. Obvykle firma, která má konzistentní provozní ztráty, bude mít zmenšující se podíl oběžných aktiv na celkových aktivech. Byly vyhodnoceny všechny tři ukazatele likvidity, ale tento se ukázal jako nejvhodnější.

Proměnná X_2 je podíl nerozděleného zisku na celkových aktivech. Nerozdělený zisk je celkový objem reinvestovaného zisku nebo ztráty po dobu životnosti firmy. Mladší firma má většinou nižší X_2 , protože neměla dostatek času si vytvořit vysoký zisk. Podle této úvahy, pak jsou mladší firmy více náchylné k bankrotu, než staří firmy. Tato skutečnost je podložena statistickými daty počtu firem, které zkrachovaly v prvních letech své existence.

Firmy s vysokým poměrem nerozděleného zisku vzhledem k celkovým aktivům, financují svůj majetek ze zadrženého zisku a nejsou tolik zadluženy.

X_3 je podíl EBITu na celkových aktivech. Tento ukazatel je měřítkem produktivity firemního majetku bez vlivu daní či úroků. Proměnná X_3 je vhodná pro měření selhání podniku, protože existence firmy je založena na její schopnosti generovat zisk. Pokud celkové závazky přesahují majetek podniku, dostává se podnik do problémů.

Proměnná X_4 se vypočítá jako tržní hodnota vlastního kapitálu podělená účetní hodnotou cizího kapitálu. Vlastní kapitál se měří pomocí tržní hodnoty všech akcií, závazky zahrnují závazky krátkodobé a dlouhodobé. Ukazuje nám to, jak moc může firemní majetek klesnout, než začnou pasiva převyšovat aktiva a podnik se dostane do platební neschopnosti. U s.r.o. je tržní hodnota zaměněna za účetní hodnotu.

Jako poslední proměnnou X_5 zahrnul Altman do svého modelu podíl tržeb na celkových aktivech. Jde o schopnost tržeb tvořit firemní aktiva.

Hranice intervalů:

$Z > 2,99$	bezpečná zóna
$1,81 < Z \leq 2,99$	šedá zóna
$Z \leq 1,81$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.3.2 Z' SCORE MODEL^{94,95,96}

ZETA model Altman vytvořit v roce 1983 pro společnosti, které nemají veřejně obchodovatelné akcie (př. společnosti s ručením omezeným). Pro vznik modelu bylo analyzováno 58 finančně zdravých firem a 53 bankrotních.

Původní spolehlivost pro bankrotní podniky je 90,9 % a pro aktivní podniky je 97 %.

Rovnice pro výpočet:

$$Z' = 0,717 * X_1 + 0,847 * X_2 + 3,107 * X_3 + 0,420 * X_4 + 0,998 * X_5$$

Výpočet proměnných je stejný jako v dříve publikovaném Altmanově modelu, liší se pouze v případě X_4 . Pro výpočet hodnoty proměnné X_4 použijeme účetní hodnotu vlastního kapitálu místo tržní hodnoty, protože jde o model pro firmy, jejichž akcie nejsou veřejně obchodovatelné.

$$X_4 \text{ pro s.r.o.} = \text{účetní hodnota vlastního kapitálu} / \text{celkové dluhy}$$

Hranice intervalů:

$Z' > 2,9$	bezpečná zóna
$1,23 < Z' \leq 2,9$	šedá zóna
$Z' \leq 1,23$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.3.3 Z'' SCORE^{97,98,99}

Tento model Altman vytvořit v roce 1998. V rovnici vynechal ukazatel, který byl citlivý na odvětví, proto je tento model vhodný pro nevýrobní podniky.

⁹⁴ KALOUDA, F. *Základy podnikových financí*, 2008

⁹⁵ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita a její indikátory*, 2015

⁹⁶ ALTMAN, E. I. *Predicting Financial Distress of Companies*, 2000

⁹⁷ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita a její indikátory*, 2015

⁹⁸ ALTMAN, E. I. *Predicting Financial Distress of Companies*, 2000

⁹⁹ ALTMAN, E. I., G. SABATO. *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market* [online]

Rovnice pro výpočet:

$$Z = 6,56 * X_1 + 3,26 * X_2 + 6,72 * X_3 + 1,05 * X_4$$

Výpočet proměnných zůstává stejný s dříve vytvořeným Altmanovým modelem, pouze neobsahuje proměnnou X_5 .

Hranice intervalů:

$Z > 2,6$	bezpečná zóna
$1,1 < Z \leq 2,6$	šedá zóna
$Z \leq 1,1$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.4 TAFFLERŮV MODEL ^{100,101}

Tafflerův model byl publikovaný v roce 1977, vycházel z Altmanova modelu a využil pro jeho tvorbu rovněž diskriminační analýzu. Model je zkonstruován pro veřejně obchodovatelné firmy ve Velké Británii. Pro tvorbu modelu čerpal data ze 46 finančně zdravých podniků a 46 bankrotních podniků. Původní přesnost modelu 97 %.

Rovnice pro výpočet:

$$X = 0,53 * X_1 + 0,13 * X_2 + 0,18 * X_3 + 0,16 * X_4$$

Výpočet proměnných:

X_1 = zisk před zdaněním / krátkodobé závazky

X_2 = oběžná aktiva / cizí zdroje

X_3 = krátkodobé závazky / celková aktiva

X_4 = tržby / celková aktiva

Hranice intervalů:

$X > 0,3$	bezpečná zóna
$0,2 < X \leq 0,3$	šedá zóna
$X \leq 0,2$	podnik ohrožen bankrotem

¹⁰⁰ KUBĚNKA, M. *Finanční stabilita a její indikátory*, 2015

¹⁰¹ KANAPICKIENE, R. a R. MARCINKEVIČIUS. *POSSIBILITIES TO APPLY CLASSICAL BANKRUPTCY PREDICTION MODELS IN THE CONSTRUCTION SECTOR IN LITHUANIA*, 2015

Výše prezentovaný výpočet je modifikovaná verze, v původní verzi se liší výpočet proměnné X_4 , ta se vypočítá jako (finanční majetek - krátkodobé dluhy) / provozní náklady. Podnik je ohrožen bankrotem, pokud vyjde hodnota menší než nula, pokud vyjde hodnota větší než nula, pak je riziko bankrotu minimální.¹⁰²

1.6.5 INDEX IN

Manželé Neumaierovi vytvořili první model v roce 1995 (IN95) za využití diskriminační analýzy. Jedná se o český model, který čerpá data z českých podniků. V dalších letech pak následovaly další modely, v roce 1999 vznikl model IN99, v roce 2002 vznikl model IN01 (k jeho tvorbě byla využita data z roku 2001) a spojuje předchozí dva modely. Poslední model IN05 je z roku 2005.¹⁰³

1.6.5.1 INDEX IN95^{104,105}

Původní úspěšnost je 75 %.

Rovnice pro výpočet:

$$IN95 = V_1 * X_1 + 0,11 * X_2 + V_3 * X_3 + V_4 * X_4 + 0,1 * X_5 - V_6 * X_6$$

Výpočet proměnných:

X_1 = aktiva / cizí zdroje

X_2 = výsledek hospodaření před zdaněním a úroky / nákladové úroky

X_3 = výsledek hospodaření před zdaněním a úroky / celková aktiva

X_4 = tržby / celková aktiva

X_5 =oběžná aktiva / krátkodobé závazky + krátkodobé bankovní úvěry a výpomoci

X_6 = závazky po lhůtě splatnosti / tržby

V_1 až V_6 jsou váhy ukazatelů odlišné pro jednotlivé odvětví (V_2 a V_5 jsou stejné pro všechna odvětví), jsou vypočítány jako vážený aritmetický průměr jednotlivých odvětví.

¹⁰² VOCHOZKA, M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

¹⁰³ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*

¹⁰⁴ SEDLÁČEK, J. *Finanční analýza podniku*, 2011

¹⁰⁵ NEUMAIEROVÁ I., I. NEUMAIER. *Index IN05*, 2005

ODVĚTVÍ	V1	V3	V4	V6
Zemědělství	0,24	21,35	0,76	14,57
Rybolov	0,05	10,76	0,09	84,11
Dobývání nerostných surovin	0,14	17,74	0,72	16,89
Dobývání energetických surovin	0,14	21,38	0,74	16,31
Dobývání ostatních surovin	0,16	5,39	0,56	25,39
Zpracovatelský průmysl	0,24	7,61	0,48	11,92
Potravinářský průmysl	0,26	4,99	0,33	17,38
Textilní a oděvní průmysl	0,23	6,08	0,43	12,37
Koždělný průmysl	0,24	7,95	0,43	8,79
Dřevařský průmysl	0,24	18,73	0,41	11,57
Papírenský a polygrafický průmysl	0,23	6,07	0,44	16,99
Koksování a rafinérie	0,19	4,09	0,32	2026,93
Výroba chemických výrobků	0,21	4,81	0,57	17,06
Gumárenský a plastikářský průmysl	0,22	5,87	0,38	43,01
Stavební hmoty	0,2	5,28	0,55	28,05
Výroby kovů	0,24	10,55	0,46	9,74
Výroba strojů a přístrojů	0,28	13,07	0,64	6,36
Elektrotechnika a elektronika	0,27	9,5	0,51	8,27
Výroba dopravních prostředků	0,23	29,29	0,71	7,46
Jinde nezařazený průmysl	0,26	3,91	0,38	17,62
Elektřina, voda plyn	0,15	4,61	0,72	55,89
Stavebnictví	0,34	5,74	0,35	16,54
Obchod, opravy motorových vozidel	0,33	9,70	9,70	28,32
Pohostinství a ubytování	0,35	12,57	0,88	15,97
Doprava , sklad., spoje	0,07	14,35	0,75	60,61

Tabulka 1 - Váhy jednotlivých odvětví pro Index IN95 zpracováno dle Použité bankrotní a bonitní modely. *FinAnalysis: Finanční analýza firmy [online]*

Pro ekonomiku České republiky je rovnice následující:¹⁰⁶

$$IN95 = 0,22 * X_1 + 0,11 * X_2 + 8,33 * X_3 + 0,52 * X_4 + 0,1 * X_5 - 16,8 * X_6$$

¹⁰⁶ POUŽITÉ BANKROTNÍ A BONITNÍ MODELY [online]

Hranice intervalů:

$IN95 > 2$	bezpečná zóna
$1 < IN95 \leq 2$	šedá zóna
$IN95 \leq 1$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.5.2 INDEX IN99^{107,108}

Index IN99 je bonitní model, v této práci je uveden, protože následující model IN01 z něj vychází. Původní úspěšnost modelu je 85 %.

Rovnice pro výpočet:

$$IN99 = -0,017 * X_1 + 4,573 * X_3 + 0,481 * X_4 + 0,015 * X_5$$

Výpočet proměnných je stejný jako v případě Indexu IN95, v modelu není zahrnuta proměnná X_2 .

Hranice intervalů:

$IN99 > 2,07$	podnik tvoří hodnotu pro vlastníka
$0,648 \leq IN99 \leq 2,07$	šedá zóna
$IN99 < 0,684$	podnik netvoří hodnotu pro vlastníka

1.6.5.3 INDEX IN01^{109,110}

Index IN vychází z předchozích dvou modelů a spojuje tak bankrotní a bonitní model za využití diskriminační analýzy. Pro jeho vytvoření byla použita data z 503 bankrotních podniků a z 829 finančně zdravých podniků. Původní úspěšnost modelu je 76 %.

Rovnice pro výpočet:

$$IN01 = 0,13 * X_1 + 0,04 * X_2 + 3,92 * X_3 + 0,21 * X_4 + 0,09 * X_5$$

Výpočet proměnných je stejný jako v případě Indexu IN95.

¹⁰⁷ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*

¹⁰⁸ NEUMAIEROVÁ I., I. NEUMAIER. *Index IN05*, 2005

¹⁰⁹ SEDLÁČEK, J. *Finanční analýza podniku*, 2011

¹¹⁰ NEUMAIEROVÁ I., I. NEUMAIER. *Index IN05*, 2005

Hranice intervalů:

$IN01 > 1,77$	bezpečná zóna
$0,75 < IN01 \leq 1,77$	šedá zóna
$IN01 \leq 0,75$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.5.4 INDEX IN05^{111,112}

Index IN05 testuje data průmyslových podniků a je aktualizací Indexu IN01, nedošlo k podstatným změnám ve vahách ukazatelů, ale změnily se hranice intervalů pro zařazení podniků do jednotlivých kategorií. Index je schopen lépe zařadit podniky ohrožené bankrotem. Průměrná úspěšnost byla spočtena na 83%. Úspěšnost pro podniky, které tvoří hodnotu je 88 %, pro podniky, které netvoří hodnotu je spolehlivost 77 %.

Rovnice pro výpočet:

$$IN05 = 0,13 * X_1 + 0,04 * X_2 + 3,97 * X_3 + 0,21 * X_4 + 0,09 * X_5$$

Výpočet proměnných je stejný jako v případě Indexu IN95. X_2 se omezuje hodnotou 9 shora.

Hranice intervalů:

$IN05 > 1,6$	bezpečná zóna
$0,9 < IN05 \leq 1,6$	šedá zóna
$IN05 \leq 0,9$	podnik ohrožen bankrotem

1.6.6 ZMIJEWSKÉHO MODEL^{113,114}

Zmijewski publikoval svůj model v roce 1984 a k jeho sestavení využil probit analýzu. Zabýval se vlivem poměru bankrotních a nebankrotních firem na přesnost modelu. Nejčastěji se využívá následující výpočet modelu, který vznikl analýzou 40 bankrotních

¹¹¹ SEDLÁČEK, J. *Finanční analýza podniku*, 2011

¹¹² NEUMAIEROVÁ I., I. NEUMAIER. *Index IN05*, 2005

¹¹³ AVENHUIS, J. O. *Testing the generalizability of the bankruptcy prediction models of Altman, Ohlson and Zmijewski for Dutch listed and large non-listed firms* [online]

¹¹⁴ GRICE, J. S., M. T. DUGAN. *The limitations of bankruptcy models*, 2001

a 800 finančně zdravých firem z USA. Přesnost modelu byla autorem stanovena na 99%. Čím nižší jsou výsledné hodnoty, tím je to pro podnik lepší.

Rovnice pro výpočet:

$$X = -4,3 - 4,5 * X_1 + 5,7 * X_2 + 0,004 * X_3$$

Výpočet proměnných:

X_1 = čistý zisk / celková aktiva

X_2 = cizí zdroje / celková aktiva

X_3 = oběžná aktiva / krátkodobé závazky

Po zjištění výsledné hodnoty X vypočteme pravděpodobnost pomocí vzorce (kapitola 1.7.2):

$$P = 1 / (1 + \exp^{-X})$$

Hranice intervalů:

$0 \leq P \leq 0,5$ bezpečná zóna

$0,5 < P \leq 1$ podnik ohrožen bankrotem

1.6.7 SPRINGATE MODEL ^{115,116}

Springate model byl vytvořen v roce 1978 za využití diskriminační analýzy. Model vychází z Altmanova modelu, ale je přizpůsoben tržním podmínkám v Kanadě.

Gordon Springate testoval model na 40 podnicích a jeho původní spolehlivost byla 92,5 %.

Rovnice pro výpočet:

$$X = 1,3 * X_1 + 3,07 * X_2 + 0,66 * X_3 + 0,4 * X_4$$

Výpočet proměnných:

X_1 = pracovní kapitál / celková aktiva

X_2 = zisk před zdaněním a úroky / celková aktiva

¹¹⁵ A Study of the Application of Springate and Zmijewski Bankruptcy Prediction Models in Firms Accepted in Tehran Stock Exchange [online]. 2011

¹¹⁶ Springate score. [online]

$X_3 = \text{zisk před zdaněním} / \text{krátkodobé závazky}$

$X_4 = \text{celkové tržby} / \text{celková aktiva}$

Hranice intervalů:

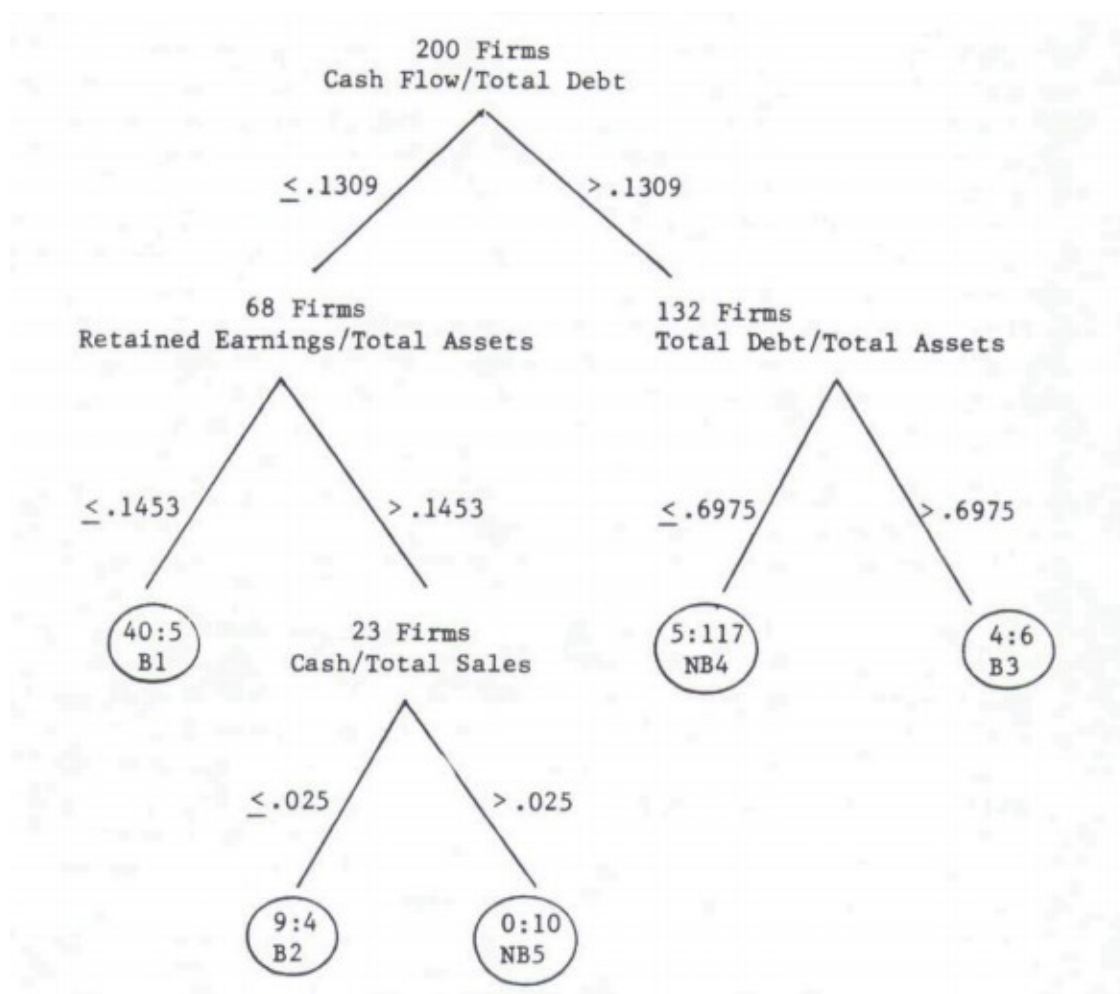
$X < 0,862$ podnik je ohrožen bankrotem

1.6.8 MODEL STROMU ¹¹⁷

Jednou z možností, jak určit finanční situaci firmy je použití modelů stromu. Model má tvar stromu a při jeho použití se postupuje shora dolů. Jde o binární klasifikaci, která nemá na rozdíl od diskriminační analýzy přesný bodovací systém. Využitím modelu stromu přiřazujeme objekty do skupin.

K sestavení níže uvedeného stromu byla potřeba data z 200 podniků, z 58 bankrotních a 142 nebankrotních, z let 1971 až 1981. Uvedený strom má 5 koncových uzlů, které představují konečné klasifikace všech podniků. Společnosti jsou mezi tyto uzly rozděleny na základě jejich finančních charakteristik. Všem podnikům, které spadají do stejného uzlu, je přiřazena stejná výsledná charakteristika. Podniky do těchto uzlů rozdělíme tak, že začneme na vrcholu stromu a postupujeme směrem dolů. Na začátku rozdělíme podle finančního ukazatele a meze stanované pro rozdělení podniky na dvě skupiny a takto postupujeme dále až ke konečnému uzlu.

¹¹⁷ FRYDMAN, H. a kol. Frydman, *Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress*. 1985



Obrázek 1 – Příklad modelu stromu, převzato z FRYDMAN, H. a kol. Frydman, *Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress*. 1985.

B = bankrotní, NB = nebankrotní, např.:40:5 znamená, že ze 45 podniků bylo 40 bankrotních označeno správně jako B a 5 chybně (5 zdravých označeno jako B).

1.7 POSTUP TVORBY PREDIKČNÍHO MODELU

Pro vytvoření predikčního modelu použijeme následující postup:¹¹⁸

1. Získání dostatečného množství dat z finančně zdravých podniků a z podniků, které zbankrotovaly. Tato data využijeme k sestavení modelu.
2. Výběr vhodných proměnných, odůvodnění tohoto výběru a jejich výpočet.

¹¹⁸ KARAS, M. *Měření úvěrového rizika podniků zpracovatelského průmyslu v České republice*. [online] 2013

3. Zúžení počtu proměnných a odůvodnění jejich výběru – výběr ukazatelů, které jsou odlišné pro aktivní a bankrotní podniky.
4. Volba statistické metody k sestavení modelu ze zvolených ukazatelů.
5. Sestavení modelu za pomoci zvolené metody.
6. Testování spolehlivosti modelu.

Model je sestaven z několika ukazatelů, z nichž každý má jinou váhu. Cílem modelů je vyjádřit stav podniku jedním číslem. Bankrotní modely slouží k predikci bankrotu. Výhodou těchto modelů je jejich jednoduchý výpočet. Modely mohou být sestaveny různými metodami. Důležitou částí je poté správná interpretace výsledných hodnot.

1.7.1 ROC KŘIVKY

ROC (**R**eciever **O**perating **C**haracteristic) křivky byly vyvinuty během druhé světové války k analýze radarových snímků kvůli detekci objektů. ROC křivky jsou nástrojem k vyhodnocení schopnosti predikce modelu. Kromě ekonomie se používají v medicíně při diagnostice.^{119,120}

Aby mohla být ROC křivka zkonstruována, je potřeba roztrždit danou množinu „prvků“ (v našem případě podniků) na základě určité vlastnosti. Vezmeme skupinu bankrotních podniků a skupinu finančně zdravých podniků, cílem je posoudit nesprávnou klasifikaci firem daným modelem. Při vyhodnocení spolehlivosti daného modelu nám vzniknou chyby prvního a druhého druhu. **Chyba prvního druhu** (false negative=falešně negativní) je chyba, kdy podnik zbankrotoval, ale model ho vyhodnotil jako finančně zdravý. **Chyba druhého druhu** (false pozitive=falešně pozitivní) je chyba, kdy je finančně zdravý podnik vyhodnocen jako bankrotní.¹²¹

2015 ¹¹⁹ BROWN, N. *In silico medicinal chemistry: computational methods to support drug design.*

¹²⁰ FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006

¹²¹ TSERNG, H. a kol. *Prediction of default probability for construction firms using the logit model*, 2014

Predikce	Aktuální stav	
	Bankrotní	Aktivní
Bankrotní	Správná klasifikace* (TP)	Chyba druhého druhu (FP)
Aktivní	Chyba prvního druhu (FN)	Správná klasifikace** (TN)

* Bankrotní podnik je správně klasifikován jako bankrotní (true positive)

**Aktivní podnik je správně klasifikován jako aktivní (true negative)

Tabulka 2 - Zařazení daného vzorku, zpracováno dle TSERNG, H. a kol. Prediction of default probability for construction firms using the logit model, 2014.

Existují čtyři možné výstupy, které vyplývají z Tabulka 2:

- true positive (TP) = skutečně pozitivní – „vzorek“ je pozitivní a je klasifikován jako pozitivní – bankrotní podnik je správně klasifikován jako bankrotní;
- true negative (TN) = skutečně negativní – „vzorek“ je negativní a je klasifikován jako negativní – aktivní podnik je správně klasifikován jako aktivní;
- false negative (FN) = falešně negativní – „vzorek“ je pozitivní a je klasifikován jako negativní – bankrotní podnik je chybně klasifikován jako aktivní;
- false positive (FP) = falešně pozitivní – „vzorek“ je negativní a je klasifikován jako pozitivní – aktivní podnik je chybně klasifikován jako bankrotní.¹²²

Za pomoci čísel z Tabulka 2 můžeme zjistit následující charakteristiky „prvků“:¹²³

- Zbytečný poplach = míra falešné positivity (false positive rate, false alarm rate):

¹²² FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006

¹²³ tamtéž

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP}$$

Rovnice 1 - False positive rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

Pomocí FP rate vyjadřujeme relativní četnost nesprávné klasifikace negativních „prvků“.

- Míra falešné negativity (false negative rate):

$$FNR = \frac{FN}{FN + TP}$$

Rovnice 2 - False negative rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

Pomocí FN rate vyjadřujeme relativní četnost nesprávné klasifikace pozitivních „prvků“.

- Celková míra chyby:

$$ERR = \frac{FP + FN}{TP + TN + FP + FN}$$

Rovnice 3 - Míra chybovosti, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

ERR je celková míra chyby, jedná se o podíl „prvků“, které byly zařazeny chybně ze všech „prvků“.

- Sensitivita = míra skutečné positivity (true positive rate):

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

Rovnice 4 - True positive rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

- Specificita (specificity):

$$SPC = \frac{TN}{TN + FP} = 1 - FPR$$

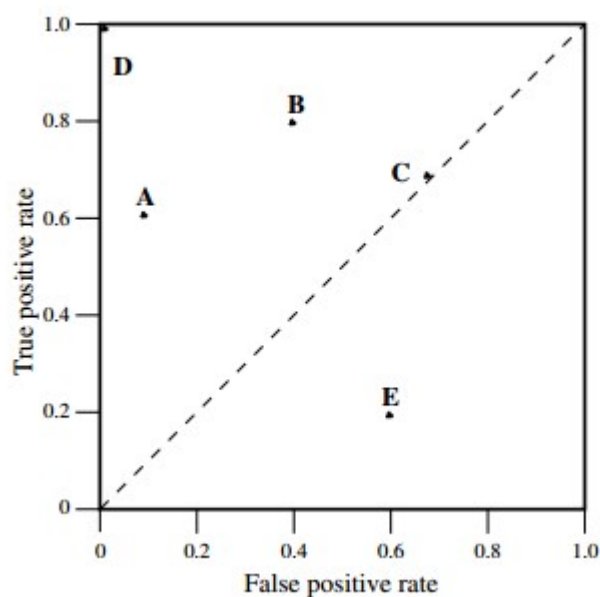
Rovnice 5 - Specificita, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

- Míra správné klasifikace (accuracy):

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Rovnice 6 - Míra správné klasifikace. zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

ROC grafy jsou dvourozměrné grafy, na kterých je TP rate na ose Y a FP rate je na ose X. Graf ukazuje kompromisy mezi TP rate a FP rate.



Graf 1 - ROC graf s pěti různými body, převzato z FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006.

Popis grafu (Graf 1):¹²⁴

- Bod [0,0] – nejsou “false positive” chyby (chyba druhého druhu) – aktivní podnik je vyhodnocen jako bankrotní.
- Bod [1,1] – opak – bankrotní podnik je vyhodnocen jako aktivní.
- Bod [0,1] – dokonalá klasifikace.
- U bodu směrem na severo-západ od jiného bodu roste TP rate a klesá FP rate.
- Hodnoty blízko osy x jsou “konzervativní”, jedná se o pozitivní klasifikaci se jasnými důkazy, málo chyb druhého druhu, ale také nižší TP rate.
- Na pravé straně grafu jsou hodnoty “liberální”, jedná se o pozitivní klasifikaci se slabými důkazy, téměř všechna “pozitivní” správně, ale často je vysoká FP rate (Bod A je více konzervativní než bod B).
- Diagonála – náhodné hádání třídy – 50:50, že chybuji nebo že daný prvek určím správně.
- Jakýkoliv bod pod diagonálou je horší než náhodný odhad (bod E). Obvykle je tato část grafu prázdná.

Chceme více než náhodný odhad, proto potřebujeme další data, podle kterých odhad upřesníme.¹²⁵

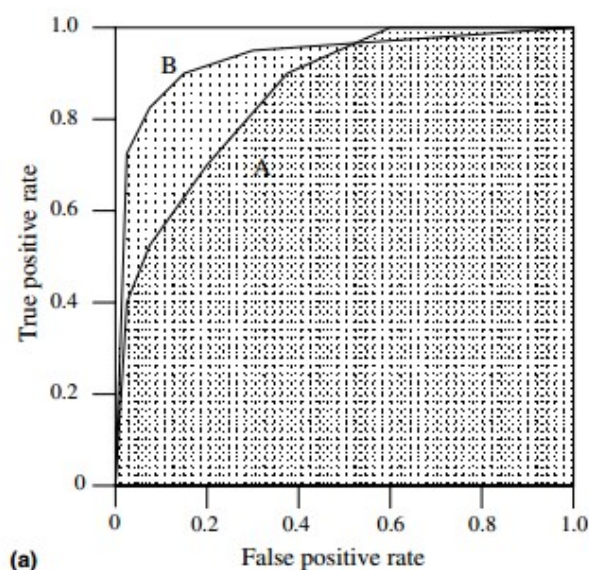
¹²⁴ FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006

Máme model, který rozřazuje „prvky“ do dvou tříd a má spojitý výstup Y . Výstup Y porovnáme s prahem θ a podle výsledné hodnoty zařadíme daný „prvek“ jako pozitivní nebo negativní. Rozhodnutí o zařazení provedeme na základě D , kdy

$$D = \begin{cases} 0, & Y > \theta \\ 1, & Y \leq \theta \end{cases}$$

Rovnice 7 - Rovnice pro rozhodnutí o zařazení "prvků", zpracováno dle HRDLIČKA, J. *Výběr modelu, ROC křivka*, 2010

ROC křivka je grafické znázornění závislosti TPR na FPR s měnícím se prahem.¹²⁶



Graf 2 - Plocha pod křivkou v ROC grafu, převzato z FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006.

Větší plocha pod křivkou (B) značí lepší model. Plocha pod ROC křivkou (AUC=Area Under the Curve) určuje kvalitu rozdělení tříd daného modelu a je jedním z kritérií k výběru vhodného modelu.^{127,128}

1.7.2 KLASIFIKAČNÍ METODY

Klasifikační metody dělíme několika způsoby. Základní rozdělení je dle stylu učení: na učení s učitelem („supervised learning“) a bez učitele („unsupervised learning“). Učení s učitelem znamená, že máme k dispozici vstupní data, s jejichž pomocí lze rozdělit

¹²⁵ FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006

¹²⁶ HRDLIČKA, J. *Výběr modelu, ROC křivka*, 2010

¹²⁷ tamtéž

¹²⁸ FAWCETT, T. *An introduction to ROC analysis*, 2006

podniky do skupin. Z těchto vstupních dat pak vytvoříme model a každý další podnik je model schopen zařadit do jedné ze stanovených tříd. Vstupní data jsou zpravidla rozděleny na dvě části, na větší část, ze které je model tvořen, na část, podle které ověřujeme jeho spolehlivost. Do těchto metod patří diskriminační analýza, rozhodovací stromy, logistická regrese a neuronové sítě. Metodám „bez učitele“ se nebudeme věnovat, patří sem shluková analýza (clusterová analýza), vícerozměrné škálování a analýza hlavních komponent.^{129,130,131}

Metody také můžeme rozdělit na parametrické a neparametrické na základě charakteru pozorovaných dat. Parametrické musí mít konkrétní rozdělení náhodné veličiny, zatímco neparametrické nemají žádné konkrétní požadavky. Mezi parametrické metody patří diskriminační analýza a logistická regrese. Mezi neparametrické metody patří klasifikační stromy a neuronové sítě.^{132,133}

Mezi využívané matematicko-statistické metody patřila **analýza profilu**, jejíž pomocí byly společnosti rozděleny za využití klasifikačních procedur na finančně zdravé a bankrotní. Tento postup jako první použil k sestavení svého modelu, publikovaného v roce 1967, Beaver. Srovnával bonitní a bankrotní společnosti. Pro každý použitý ukazatel bylo zjištěno, zda je vhodné, aby jeho hodnota rostla či klesala. Pokud vyšla hodnota ukazatele vyšší než hodnota, v níž je nejnížší procento chyby, pak byl z hlediska tohoto ukazatele podnik klasifikován jako finančně zdravý. Opačné pravidlo platilo v případě, že je vhodné, aby byla hodnota ukazatele nízká. Podnik byl ohodnocen podle toho, zda u něj převažovaly ukazatele vykazující hodnotu pro zdravý podnik nebo ukazatele vykazující hodnoty pro bankrotní podnik. Problémem této metody byl předpoklad lineární závislosti mezi ukazatelem a fází úpadku a také stanovení mezní hodnoty, která byla určena náhodným testováním. Postupně se začala využívat vícerozměrná diskriminační analýza.¹³⁴

Vícerozměrná diskriminační analýza má obecně za cíl zařadit pozorované „objekty“ do skupin podle určitých charakteristik. Je používána od roku 1930. V raném

¹²⁹ Možnosti klasifikačních metod [online]

¹³⁰ Učení s učitelem [online]

¹³¹ Učení bez učitele [online]

¹³² Možnosti klasifikačních metod. [online]

¹³³ Parametrické a neparametrické odhady [online]

¹³⁴ VOCHOZKA, M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2012

stádiu svého rozvoje byla používána především v biologii a behaviorálních vědách. Následně se její použití rozšířilo i do dalších disciplín a začala se hojně využívat i v podnikatelském světě. Diskriminační analýza se používá k predikci problémů, kdy máme závislou proměnnou v kvalitativní podobě (kategorická proměnná). Nejprve je třeba klasifikovat skupiny. Po vymezení skupin je třeba získat data. Ve své nejjednodušší formě se diskriminační analýza pokouší odvodit lineární kombinace vlastností, které vystihují rozdíly mezi skupinami. Pokud má konkrétní společnost finanční ukazatele, které mohou být kvantifikovány pro všechny společnosti, diskriminační analýzou zjistíme množinu diskriminačních koeficientů. Pokud tyto koeficienty aplikujeme na současné ukazatele, máme základ pro zařazení do jedné ze skupin. Diskriminační analýza má tu výhodu, že bere ohled na širokou škálu vlastností, které mají firmy společné. Také bere ohled na interakci těchto vlastností. V případě jejího využití pro sestavení modelu predikce bankrotu se tato analýza zabývá dvěma skupinami, bankrotními a nebankrotními podniky.¹³⁵

Diskriminační funkce má tvar:

$$Z = V_1 * X_1 + V_2 * X_2 + \dots + V_n * X_n, \text{ kde}$$

V_1, V_2, \dots, V_n jsou diskriminační koeficienty a

X_1, X_2, \dots, X_n jsou nezávislé proměnné.¹³⁶

Diskriminační funkce transformuje hodnoty jednotlivých proměnných do jednoho diskriminačního skóre, které se využije pro klasifikaci objektů (firem) do skupin. Pomocí diskriminační analýzy spočítáme diskriminační koeficient. V_i jsou nezávislé proměnné a X_i jsou současné hodnoty.¹³⁷

Při využití úplného seznamu finančních ukazatelů při posuzování predikce bankrotu některé ukazatele dokáží lépe rozlišovat bankrotní a aktivní (zdravé podniky) než jiné, které jsou nevýznamné a lze je vynechat, aniž by došlo ke ztrátě informací, zhoršení kvality modelu. Proto dochází k výběru proměnných („reduced form model“).

¹³⁵ ALTMAN, E. I. *Predicting Financial Distress of Companies*, 2000

¹³⁶ tamtéž

¹³⁷ tamtéž

Má to tu výhodu, že model s relativně malým množstvím vybraných ukazatelů, má velkou vypovídací hodnotu.¹³⁸

Předpoklad využití diskriminační analýzy je, že soubor dat je dichotomický (je možné ho rozdělit na dvě části) a zvolené skupiny se nepřekrývají. Použití této analýzy je založeno na třech omezujících předpokladech: „*Nezávislé proměnné zahrnuté do modelu ze statistického hlediska odpovídají vícerozměrnému rozdělení pravděpodobnosti; skupiny matice rozptylu nebo matice závislosti jsou mezi skupinami upadajících a prosperujících společností shodné; náklady chybné klasifikace jsou známé.*“¹³⁹ Ve skutečnosti se používají data, která většinou splňují jen některou z těchto podmínek. Nejčastěji dochází k porušení první podmínky o vícerozměrném rozdělení pravděpodobností. Tento problém lze omezit tím, že vytvoříme model pro specifické odvětví.¹⁴⁰

Mimo zpracovávání modelů pomocí diskriminační analýzy se začali používat jiné statistickými metodami. Mezi modely podmíněné pravděpodobnosti patří zpracování modelů pomocí probit analýzy, logit analýzy a modely lineární pravděpodobnosti. **Modely lineární pravděpodobnosti** vznikají na základě předpokladu určitého rozdělení pravděpodobnosti a jejich cílem je zjistit pravděpodobnost selhání firmy. **Probit analýza** je regresní analýza. Výstupní proměnná nabývá hodnot 0 a 1 (například: 0 – finančně zdravá firma, 1 – bankrotní firma). Pomocí této analýzy se převádí „esovitá“ křivka na přímku, kterou lze následně analyzovat pomocí regrese.^{141,142}

Nejvyužívanější metodou podmíněné pravděpodobnosti je **logit analýza**. Pokud nelze použít lineární regresi, pak je alternativou použití logistické regrese. Model sestavený pomocí logistické regrese určuje, zda se určitá událost stala či nestala (zda je firma finančně zdravá nebo selhávající). Závislá proměnná nabývá hodnot $Y=0$, pokud jev nenastal a $Y=1$, pokud jev nastal.^{143,144}

¹³⁸ ALTMAN, E. I. *Predicting Financial Distress of Companies*, 2000

¹³⁹ VOCHOZKA M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011, s. 44

¹⁴⁰ VOCHOZKA M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

¹⁴¹ BOJANOVSKÁ, H. *Probit analýza a její teoretické vlastnosti*, 2009

¹⁴² VOCHOZKA M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

¹⁴³ Logistická regrese. *Matematická biologie - e-learningová učebnice* [online]

¹⁴⁴ Logistická regrese [online]

Pozornost budeme věnovat závislosti hodnot pravděpodobnosti na podmínkách určených hodnotami nezávislých proměnných. Hodnota pravděpodobnosti se pohybuje mezi nulou a jedničkou, čím blíže je nule, tím je větší šance, že daný jev nastane. Pravděpodobnost se určí jako:¹⁴⁵

$$P(Y = 1) = \beta_0 + \beta_i * x_i$$

Rovnice 8 – Určení pravděpodobnosti, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. *Matematická biologie* [online]; *Logistická regrese* [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. *Nebojte se logistické regrese*, 2000.

Pokud známe pravděpodobnost, že daný jev nastal (kolik je $P(Y=1)$), pak jednoduše určíme i pravděpodobnost, že daný jev nenastal tak, že $P(Y=0) = 1 - P(Y=1)$. Jak již bylo zmíněno, hodnoty P se pohybují mezi nulou a jedničkou a při pokusu o modelaci pravděpodobnosti narazíme na problém, že hodnoty, které by vyšly, se nemusí pohybovat mezi nulou a jedničkou. Místo výpočtu pravděpodobnosti tedy spočítáme šanci. Šance se vypočítá jako podíl $P(Y=1) / (1 - P(Y=1))$ a její hodnota se pohybuje od nuly do nekonečna. Provedeme převod na přirozený logaritmus šance, proměnná se nazývá „logit“ a její výsledné hodnoty jsou v rozmezí od mínus nekonečna do plus nekonečna:¹⁴⁶

$$\text{logit}(Y) = \ln \frac{P}{1-P} = \beta_0 + \sum \beta_i * x_i$$

Rovnice 9 – Výpočet proměnné logit, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. *Matematická biologie* [online]; *Logistická regrese* [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. *Nebojte se logistické regrese*, 2000.

Logit lze transformovat zpět na šanci za pomoci exponenciální funkce, kdy šance, že Y je rovno 1 se rovná exponenciální funkci z $\text{logit}(Y)$. Šanci pak transformujeme na pravděpodobnost, vznikne rovnice:¹⁴⁷

$$P(Y = 1) = \frac{\exp(\beta_0 + \sum \beta_i * x_i)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum \beta_i * x_i)}$$

Rovnice 10 - Rovnice pravděpodobnosti, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. *Matematická biologie* [online]; *Logistická regrese* [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. *Nebojte se logistické regrese*, 2000.

β_i je regresní koeficient odhadnutý pomocí statistické metody a x_i je nezávisle proměnná.¹⁴⁸

¹⁴⁵ ŘEHÁKOVÁ, B. *Nebojte se logistické regrese*, 2000

¹⁴⁶ tamtéž

¹⁴⁷ tamtéž

¹⁴⁸ Logistická regrese [online]

Další metodou, která se v posledních letech dostala do popředí, jsou **neuronové sítě**. První model neuronové sítě byl vytvořen v roce 1943. Vzorem pro algoritmus neuronové sítě je činnost lidského mozku. V mozku jsou nervové buňky (neurony), které společně komunikují a tvoří, tak vzájemně propojenou síť. Neurony mají dobrou schopnost „učení se“, jsou propojeny spoji, které jsou ohodnoceny vahami. Neuronová síť široké možnosti uplatnění v analýze dat. Využitím vah, lze některé vstupy zvýhodnit na úkor jiných. Čím větší počet „neuronů“, tím vyšší vypovídací schopnost. Data rozdělíme do třech kategorií na trénovací množinu, testovací množinu a validační množinu. Trénovací množina obsahuje data, která slouží k „učení“ sítě. Testovací množina jsou další data, kterými se zamezuje „přeučení“ sítě, k tomu může dojít, pokud máme velké množství vstupních parametrů a málo pozorování. Validační množinu použijeme k ověření spolehlivosti modelu. *„Jak již bylo řečeno, hlavní předností neuronové sítě je schopnost učit se, tedy zapamatovat si kombinace, které vedly k požadovanému výstupu a u nových vstupů se potom obracet na „svou“ paměť a na základě zkušeností odhadovat nový výsledek.“*¹⁴⁹ Pomocí algoritmu můžeme vyvodit závěry ze vstupních dat. Neuronové sítě využijeme, pokud nelze použít klasické metody, jako je například regresní analýza. Používají se k řešení nelineárních úloh. K řešení bonity firmy pomocí neuronových sítí, je vhodné využít ve statistických programech „klasifikaci“ neboli řazení do tříd. *„Na základě úrovně cílové proměnné a kombinace vstupů, které ke konkrétnímu výsledku vedou, bude vytvořen model, který dokáže klasifikovat nová data.“*^{150, 151, 152}

1.7.3 OMEZENÍ MODELŮ¹⁵³

Při tvorbě modelů pomocí logistické regrese a diskriminační analýzy se **předpokládá, že závislá proměnná je dichotomická**, předpokládáme, že společnosti lze jednoznačně rozdělit na dvě části, na bonitní a bankrotní. Tato domněnka není pravdivá a částečně ji lze vyřešit stanovením „šedé zóny“, do které se řadí firmy, u nichž nelze jednoznačně určit, zda jsou prosperující či selhávající. Také je **problém v definici bankrotujícího podniku**. Za firmu, která selhala, je většinou autorů prohlášena firma, která je

¹⁴⁹ Úvod do neuronových sítí [online]

¹⁵⁰ tamtéž

¹⁵¹ tamtéž

¹⁵² KAČENKA, P. *Neuronové sítě*

¹⁵³ VOCHOZKA M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011

v úpadku. „Právní“ datum úpadku se může lišit od skutečnosti, krachující firma se může spojit s jinou firmou, na podnik nemusí být prohlášen konkurz, i když splňuje jeho podmínky, naopak návrh na konkurz může podat i finančně stabilní firma. Pokud se budeme místo zabývání se úpadkem firmy zajímat o finanční zdraví, pak také narazíme na podobné problémy – definice podniku ve finanční tísní se různí, obtížněji se stanovuje, které firmy zařadíme do této kategorie.

Modely ve většině případů používají poměrové ukazatele a **data čerpají z účetních výkazů, které mohou být zkreslené** a vykazovat tak nepravdivé informace o stavu podniku. Také ne všechny podstatné informace najdeme ve výkazech, v některých modelech jsou z tohoto důvodu zahrnuty i nefinanční ukazatele. Ke tvorbě modelu potřebujeme data z firem. V případě, že nejsou některá pro nás podstatná data firmou zveřejněna nebo nám je odmítá poskytnout, pak firmu do modelu nezařadíme, čímž dochází ke zkreslení.

Účetní závěrka vykazuje data k jednomu okamžiku. Modely, které hodnotí společnost na základě dat z jedné účetní závěrky, mohou vykazovat nespolehlivé výsledky, protože se může jednat pouze o přechodnou situaci firmy. Tomuto problému lze předejít tím, že využijeme data z více účetních závěrek.

Část modelů využívá párování. Ke zbankrotované firmě přiřadí jí podobnou prosperující firmu, čímž dojde ke zkreslení, protože v modelu **není zahrnuto široké spektrum finančně zdravých podniků**, ale jsou v něm zahrnuty pouze podniky, které jsou podobné zkrachovalým firmám.

Model je lepší sestavit z náhodně vybraných dat. **Při použití nenáhodného výběru dat dochází ke snížení spolehlivosti** modelu při využití na podniky, které jsou ve výběru zastoupeny minimálně. Pokud je pro tvorbu modelu využit nenáhodný vzorek podniků, pak je třeba to k modelu uvést a model používat pro podniky s obdobnou charakteristikou.

Na selhání firmy má vliv její **velikost**, u malých firem je větší pravděpodobnost bankrotu, a **odvětví**, ve kterém podniká.

Vztahy mezi závisle proměnnou a nezávisle proměnnými musí být **stabilní v čase**, aby mělo smysl model v budoucnu používat. Nestabilitu mohou způsobovat změny úrokové míry, inflace či fáze ekonomického cyklu. Zvýšit spolehlivost modelů

lze využitím reálných hodnot a ne nominálních. Problém je také ve využívání dat z různých let pro vytvoření modelů, což snižuje jejich spolehlivost, ale je to důležité pro lepší vypovídací schopnost modelu při využití dat z podniku z jiných let, než za kterých byl model sestaven.

Modely je nutné **obměňovat**, protože jsou závislé na období, ve kterém vznikly.

Pokud chceme, aby nám model pomohl určit, zda podnik, který má problémy s nějakou pravděpodobností zbankrotuje, pak **nemůžeme model tvořit pouze z firem, které jsou jednoznačně bonitní a bankrotní**, ale také musíme mít data ze společností, které řadíme do „šedé zóny“.

Hlavním cílem klasických modelů je: „*Shrnout, zda se profil společnosti podobá profilu krachující nebo nekrachující firmy*“. ¹⁵⁴

1.8 STAVEBNÍ PRŮMYSL

Tato kapitola se zabývá stavebním průmyslem, jeho vývojem v posledních letech a porovnáním se sousedními zeměmi a Evropskou unií. Dále je obsahem finanční situace stavebních podniků před bankrotem.

1.8.1 OBSAH STAVEBNICTVÍ

Do stavebnictví patří výstavba budov, inženýrské stavitelství a specializované stavební činnosti. ¹⁵⁵

Výstavba budov

Do výstavby budov zahrneme stavbu nových budov, opravy stávajících budov, nástavby, přestavby, prefabrikované objekty na staveništích či dočasné stavby. ¹⁵⁶

„Výstavba budov zahrnuje výstavbu kompletních bytových, kancelářských, obchodních a ostatních veřejných budov, zemědělských budov, sportovních hal a tělocvičen atd.“ ¹⁵⁷

¹⁵⁴ VOCHOZKA M. *Metody komplexního hodnocení podniku*, 2011, s. 67

¹⁵⁵ Stavebnictví [online]

¹⁵⁶ Výstavba budov [online]

¹⁵⁷ tamtéž

Inženýrské stavitelství

Kategorie inženýrské stavitelství obsahuje výstavbu inženýrských staveb, kam patří jak nové stavby, tak opravy, nástavby, přestavby, prefabrikované objekty na staveništích a dočasné stavby.¹⁵⁸

„Jedná se o velké stavby jako dálnice, silnice, mosty, tunely, železniční trati, vzletové a přistávací dráhy, přístavy a jiné vodní stavby, zavlažovací zařízení, kanalizace, průmyslová zařízení, potrubí a elektrická vedení, otevřené sportovní stadiony a hřiště atd.“¹⁵⁹

Specializované stavební činnosti

Specializované stavební činnosti můžeme jinak nazvat též řemesla, jedná se o dílčí práce na budovách a inženýrských dílech a přípravné práce.¹⁶⁰

„Patří sem činnosti jako pilotování základů, základové práce, provádění hrubé stavby, betonování, zednické, dlaždičské, lešenářské, pokrývačské práce atd. Spadá sem rovněž montáž ocelových stavebních konstrukcí, pokud nejsou díly konstrukcí vyráběných jednou výrobní jednotkou.“¹⁶¹

Do této skupiny také patří kompletační a dokončovací práce (omítání, malování, pokládání podlah, obkládání, apod.), instalační práce (plyn, vodovod, vytápění, klimatizace, bezpečnostní zařízení, výtahy, izolace, osvětlení, apod.).¹⁶²

„Půjčování stavebních strojů a zařízení s obsluhou je klasifikováno podle stavební činnosti prováděné příslušným stavebním strojem nebo zařízením.“¹⁶³

1.8.2 STRUČNÁ CHARAKTERISTIKA STAVEBNICTVÍ

Stavebnictví je v České republice důležitým průmyslovým odvětvím. Podíl stavebnictví na HDP je kolem 7 %. Ve stavebním průmyslu je zaměstnáno 8 % z celkového počtu zaměstnaných osob. Toto odvětví bylo výrazně negativně ovlivněno ekonomickou krizí v roce 2008. Důvodem, proč měla krize na stavebnictví tak velký vliv je, že více než

¹⁵⁸ Inženýrské stavitelství [online]

¹⁵⁹ tamtéž

¹⁶⁰ Specializované stavební činnosti [online]

¹⁶¹ tamtéž

¹⁶² tamtéž

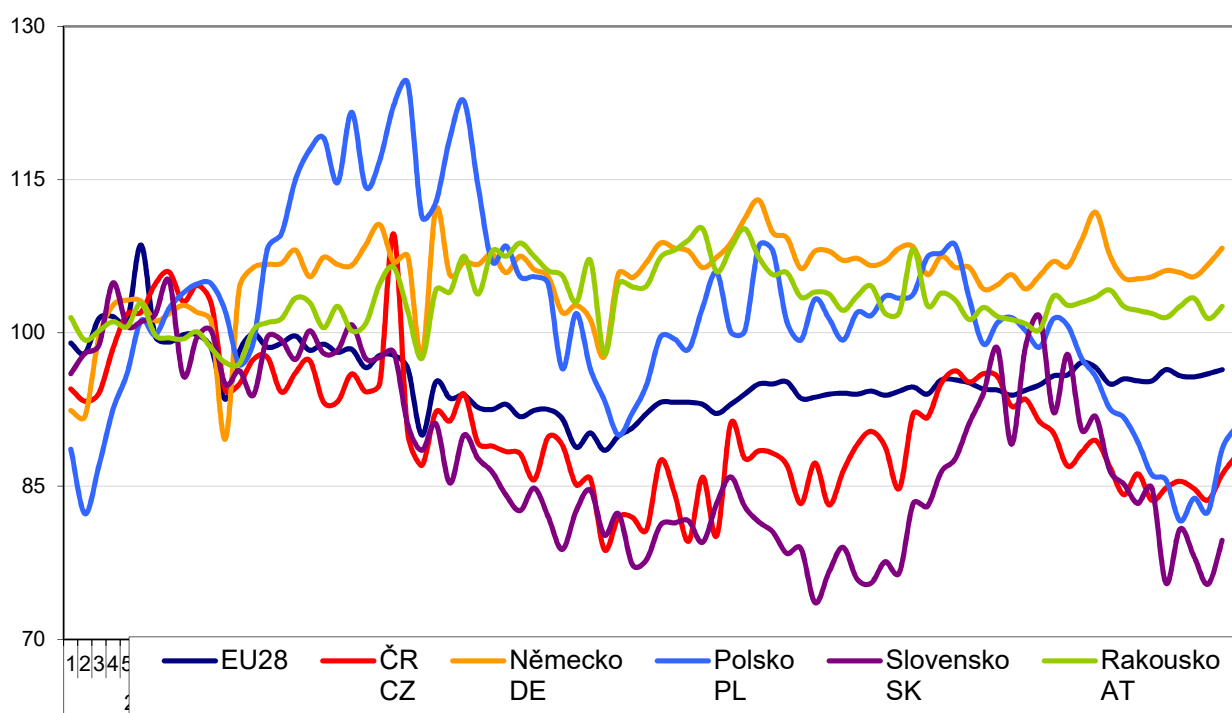
¹⁶³ tamtéž

50 % investic do stavebních projektů je z veřejných prostředků, veřejné investice vlivem krize výrazně poklesly. V roce 2014 došlo po pěti letech poklesu k meziročnímu nárůstu stavební produkce a ukazatel spread (rozdíl mezi rentabilitou vlastního kapitálu a alternativním nákladem na vlastní kapitál) se meziročně zlepšil. Dochází k opětovnému rozvoji tohoto průmyslu, k čemuž přispívá podpora rozvoje průmyslových zón, výstavba bytů developery, zahraniční investoři, programy na rozvoj bydlení a prostředky z fondů Evropské unie, programy na snižování energetické náročnosti budov, rekonstrukce energetických sítí a výrobních kapacit, budování vysokorychlostní elektronické komunikace či rekultivace krajina a stavba protipovodňových opatření.¹⁶⁴



Index stavební produkce - mezinárodní porovnání
(sezónně očištěné, průměr roku 2010 = 100)
Construction production index - international comparison
(seasonally adjusted, average of 2010 = 100)

Zdroj: Eurostat
 Source: Eurostat



Graf 3 – Index stavební produkce – mezinárodní porovnání, převzato z Českého statistického úřadu¹⁶⁵

V grafu je znázorněno meziroční srovnání Indexu stavební produkce* České republiky v letech 2010 až 2016 v porovnání se sousedními státy a s Evropskou unií.

¹⁶⁴ Stavebnictví České republiky 2015 [online]

¹⁶⁵ Index stavební produkce, Český statistický úřad [online]

„Index stavební produkce (ISP) je základní ukazatel konjunkturální statistiky stavebnictví. Při jeho výpočtu se vychází z vývoje stavebních prací ZSV přeceněných do stálých cen. Index je primárně počítán jako měsíční bazický index. Je publikován za celou populaci podniků s převažující stavební činností.“¹⁶⁶ Můžeme vidět, že stavební produkce České republiky klesala až do roku 2013, v roce 2014 došlo k jejímu nárůstu, který trval i v roce 2015. V druhé polovině roku 2015 už ale produkce klesala a trend pokračoval i po celý další rok. Stavebnictví na Slovensku se chovalo ve sledovaném období stejně jako v Česku. V celé Evropské unii byl index vyrovnanější než v České republice, i přesto může vidět, že došlo k jeho poklesu, který trval do roku 2013 (včetně).

1.8.3 FINANČNÍ SITUACE STAVEBNÍCH PODNIKŮ PŘED BANKROTEM

Podle studie z roku 2013 zabývající se příznaky bankrotu českých stavebních firem bylo zjištěno, že hlavním důvodem bankrotu je špatné hospodaření podniků. Analýzou vzorku vybraných podniků pro rok 2010 (81 aktivních podniků a 81 podniků, které zbankrotovaly v období 1/2011 až 5/2013) byly zjištěny významné rozdíly ve finančních ukazatelích pro stavební podniky směřující k bankrotu a finančně zdravé stavební podniky. Tato analýza byla ovlivněna finanční krizí, kdy v letech 2008 až 2012 vzrostl počet bankrotů stavebních podniků na trojnásobek (hlavním důvodem byl nedostatek veřejných zakázek).¹⁶⁷

Pro zvolený vzorek firem byly spočítány finanční ukazatele a bylo prokázáno, že společnosti krátce před bankrotem mají zápornou rentabilitu aktiv (průměr pro bankrotní podniky: -66,52 x aktivní: -1,62) a jsou ve finanční ztrátě. Podniky před bankrotem mají velmi špatnou dlouhodobou ziskovost v průměrné výši -14,9 % (průměr pro aktivní podniky: +25,82 %). Aktivní podniky mají dostatečný nerozdělený zisk a rezervy, které jim umožňují překonat krizi. Společnosti s nízkým kapitálem jsou náchylnější na potíže. Proč je záporná průměrná hodnota rentability aktiv i u podniků,

¹⁶⁶ Nejnovější ekonomické údaje, ČSÚ [online]

¹⁶⁷ ŠPIČKA, J. *The financial condition of the construction companies before bankruptcy*, 2013

které nebankrotovaly? Studie byla zpracována na data z období krize a krize negativně ovlivnila všechny podniky.¹⁶⁸

Společnosti před bankrotem mají výrazně nižší celkovou produktivitu aktiv a produktivitu práce než společnosti, které nečelily bankrotu. Zadluženost (podíl dluhu na celkových aktivech) u bankrotujících společností je více než 100 %. Podniky, které nejsou finančně zdravé, mají také záporný kapitál, nedostatek aktiv na splácení dluhů, vysoké krátkodobé závazky, vysoký podíl bankovních úvěrů a půjček. Kombinace vysoké úrovně krátkodobých pohledávek včetně úvěrů a úvěry spolu s dlouhodobými kumulovanými ztrátami způsobují vážné problémy s úhradou dluhu a podnik se tak dostává do platební neschopnosti.¹⁶⁹

Ve společnostech před bankrotem je nedostatečná likvidita, což způsobuje problémy s cash flow. Celkový obrat aktiv se u bankrotující firmy a u finančně zdravé firmy neliší, obě skupiny generují výnosy i v období krize, ale firmy před bankrotem často prodávají svůj dlouhodobý majetek k překlenutí mezery ve výrobě nebo neužitečná aktiva. Obrat závazků a pohledávek je v bankrotních společnostech nižší. Stavební společnosti často používají úvěr od svých dodavatelů, který pak nejsou v případě krize schopni splácet. Dochází tak přesunu krize do dalších odvětví.¹⁷⁰

Podíl dlouhodobého majetku na celkových aktivech mají bankrotující podniky nižší, tzn., mají vysoká oběžná aktiva, zejména pohledávky. Vážným problémem jsou nedobytné pohledávky.¹⁷¹

Obecně platí, že stavební firmy používají poměrně málo vlastních aktiv – pronajímají si je, ale nelze říci, že firmy před bankrotem si pronajímají více, protože pronájem patří do služeb a výše služeb je u obou skupin podobná. Podíl služeb je 50 %, což je poměrně vysoké. Průměrný věk firem v obou skupinách je 10 let, proto nelze učinit závěr, že mladší firmy jsou méně odolné vůči krizi, ale data analyzovaného vzorku neodráží slučování firem a akvizice.

¹⁶⁸ ŠPIČKA, J. *The financial condition of the construction companies before bankruptcy*, 2013

¹⁶⁹ tamtéž

¹⁷⁰ tamtéž

¹⁷¹ tamtéž

Více než 90% stavebních firem, které zbankrotovaly mezi 1/2011 a 5/2013 jsou společnosti s ručením omezeným. To potvrzuje předpoklad, že menší společnosti s ručením omezeným jsou zranitelnější než velké společnosti.¹⁷²

¹⁷² ŠPIČKA, J. *The financial condition of the construction companies before bankruptcy*, 2013

2 ZHODNOCENÍ SOUČASNÉ EFEKTIVNOSTI VYBRANÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ NA ZKOUMANÉM VZORKU PODNIKŮ

Tato kapitola je zaměřena na výpočet spolehlivosti vybraných bankrotních modelů v 5 letech před bankrotem u bankrotních firem a v posledních 5 letech (2011 až 2015) u aktivních firem. Vybranými modely jsou Altmanův bankrotní model pro podniky, které nejsou veřejně obchodovatelné, model manželů Neumaierových IN05, Springate model, Tafflerův model a Zmijewského model. Rovnice pro tyto modely jsou v teoretické části práce. K výpočtu jsou použita data získaná z databáze Amadeus. Pro zhodnocení efektivnosti vybraných bankrotních modelů byla z databáze Amadeus stažena data pro 4 420 podniků, z toho 177 podniků bylo bankrotních a 4 243 aktivních. Počet firem zahrnutých do výpočtu se v jednotlivých letech liší z důvodu nedostupnosti některých dat.

Pro data platí následující kritéria:

1. Podniky jsou z oboru stavebnictví
2. Podniky jsou z České republiky
3. Velikost podniků je malá a střední
4. Podniky jsou aktivní nebo bankrotní (při výpočtu tyto dvě kategorie počítáme odděleně)

2.1.1 URČENÍ SPOLEHLIVOSTI ALTMANOVA MODELU

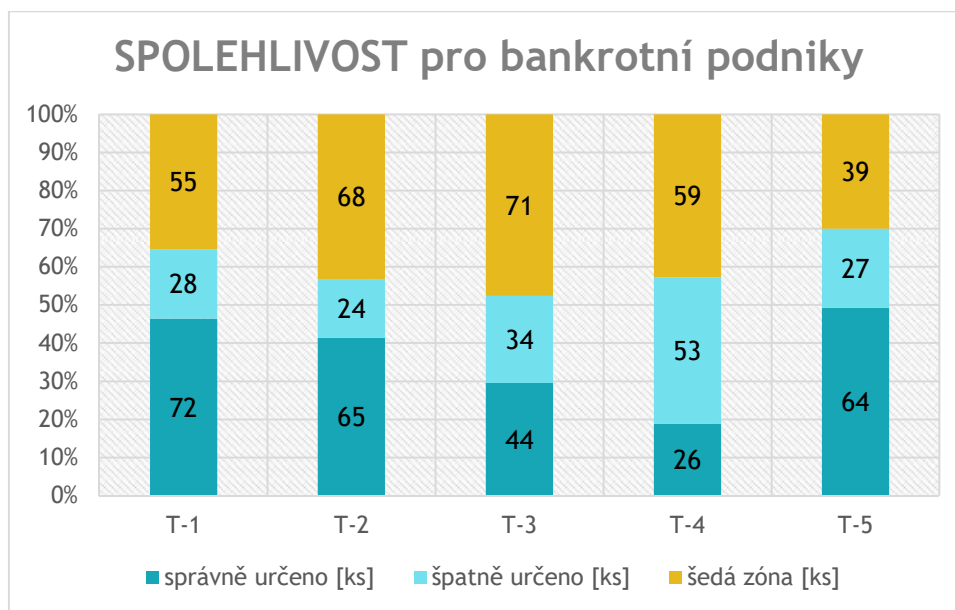
Pro výpočet spolehlivosti byl použit Altmanův model z roku 1983. Altmanův Z'SCORE model je popsán v teoretické části práce v kapitole 1.6.3.2. Jeho spolehlivost je podle autora pro bankrotní podniky je 90,9 % a pro aktivní podniky je 97 %.

Tabulka 3 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	72	65	44	26	64
	špatně určeno [ks]	28	24	34	53	27
	celkem [ks]	100	89	78	79	91
Relativní četnost	správně určeno [%]	46,45	41,40	29,53	18,84	49,23
	špatně určeno [%]	18,06	15,29	22,82	38,41	20,77
	celkem [%]	64,52	56,69	52,35	57,25	70,00
Šedá zóna	počet [ks]	55	68	71	59	39
	procento [%]	35,48	43,31	47,65	42,75	30,00
Počet podniků celkem	počet [ks]	155	157	149	138	130

Tabulka 3 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Altmanův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 4 je názorně vidět změny v klasifikaci bankrotních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 4 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Altmanův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Při výpočtu z dat testovaných podniků byly zjištěna spolehlivost Altmanova modelu pro bankrotní podniky méně než 50 % ve všech sledovaných letech. Rok před

bankrotem model zařadil správně pouze 46,45 % podniků, toto číslo se zvětšujícím se počtem let do bankrotu klesá, čtyři roky před bankrotem model správně zařadil pouze 18,84 % podniků. Výjimkou je pátý rok před bankrotem, kdy bylo správně zařazeno 49,23 % podniků. Chybně pak model klasifikoval v jednotlivých letech kolem 20 % podniků (chyba I. druhu).

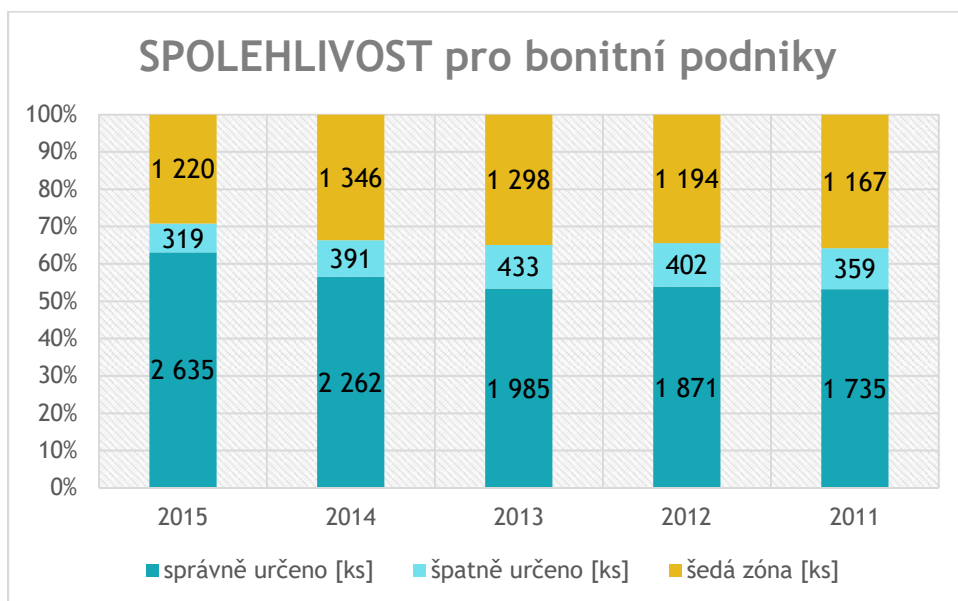
Altmanův model zařadil kolem 60 % bankrotních podniků do kategorie bonitní či bankrotní podnik (chybně či správně). Velké množství podniků spadá do šedé zóny, rok před bankrotem nebyl model schopen vyhodnotit 35,48 % podniků, dva roky před bankrotem už se jednalo o 43,31 % podniků.

Tabulka 4 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2015 až 2011.

SPOLEHLIVOST PRO BONITNÍ PODNIKY						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	2 635	2 262	1 985	1 871	1 735
	špatně určeno [ks]	319	391	433	402	359
	celkem [ks]	2 954	2 653	2 418	2 273	2 094
Relativní četnost	správně určeno [%]	63,13	56,56	53,42	53,97	53,20
	špatně určeno [%]	7,64	9,78	11,65	11,60	11,01
	celkem [%]	70,77	66,34	65,07	65,56	64,21
Šedá zóna	počet [ks]	1 220	1 346	1 298	1 194	1 167
	procento [%]	29,23	33,66	34,93	34,44	35,79
Počet podniků celkem	počet [ks]	4 174	3 999	3 716	3 467	3 261

Tabulka 4 - Spolehlivost pro bonitní podniky za poslední 5 let (Altmanův model), 2015 až 2011, dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 5 je názorně vidět změny v klasifikaci aktivních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 5 - Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Altmanův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

Při zkoumání spolehlivosti Altmanova modelu pro bonitní podniky byla zjištěna vyšší spolehlivost, než v případě bankrotních podniků, v roce 2015 bylo správně zařazeno 63,13 % podniků, v roce 2014 56,56 % podniků. Celkem model dokázal v roce 2015 o 70,77 % podniků rozhodnout, zda jsou bonitní nebo bankrotní. Do těchto 70,77 % řadíme i chybná rozhodnutí. Zbývající podniky jsou v šedé zóně.

Tabulka 5 je celková spolehlivost Altmanova modelu. Výsledná spolehlivost modelu je 62,53 %, do této kategorie řadíme správně určené podniky ze všech testovaných bankrotních (rok před bankrotem) a bonitních (rok 2015). Spolehlivost pro podniky 2 roky před bankrotem a aktivní podniky z roku 2014 je 55,99 %. Celková spolehlivost je velmi ovlivněna velkým počtem aktivních podniků zařazených do modelu v porovnání s počtem bankrotních.

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Míra správné klasifikace		62,53%	55,99%	52,50%	52,62%	53,05%
Celková míra chyby		8,02%	9,99%	12,08%	12,62%	11,38%
Neklasifikováno		29,45%	34,02%	35,42%	34,76%	35,56%
Celkem		100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka 5 - Vyhodnocení Altmanova modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

Altmanův model se na testovaných datech ukázal jako ne příliš vhodný k predikci finanční situace podniku. Ve všech sledovaných letech správně určil méně než polovinu bankrotních podniků. Vyšší spolehlivosti by bylo pravděpodobně dosaženo i pouhým náhodným výběrem. U bonitních podniků byla situace lepší, ale kromě roku 2015, kdy dosáhla nad hranici 60 %, se pohybovala těsně nad 50 %. I přes tyto nepříznivé výsledky je míra chyby modelu nízká. Velký počet podniků byl zařazen do šedé zóny, ke zlepšení vypovídací schopnosti modelu by tak mohlo dojít změnou rozsahu šedé zóny.

Při porovnání výsledků testování modelu s původní spolehlivostí dle autora bylo zjištěno, že spolehlivost pro bankrotní podniky zdaleka nedosahuje výsledků, kterých dosahoval model na původním vzorku dat, kdy Altman spočítal míru správné klasifikace modelu pro bankrotní podniky na 90,9 %. Výsledná vypovídací schopnost na testovaných datech je 46,45 % správně klasifikovaných bankrotních podniků. Míra správné klasifikace aktivních podniků dle autora byla ve výši 97 %. Na testovaných datech byla zjištěna spolehlivost ve výši 70, 77 %. Vypovídací schopnost snižuje fakt, že model byl sestaven z dat amerických podniků a také to, že pro jeho sestavení byla použita data, která již nejsou aktuální.

2.1.2 URČENÍ SPOLEHLIVOSTI SPRINGATE MODELU

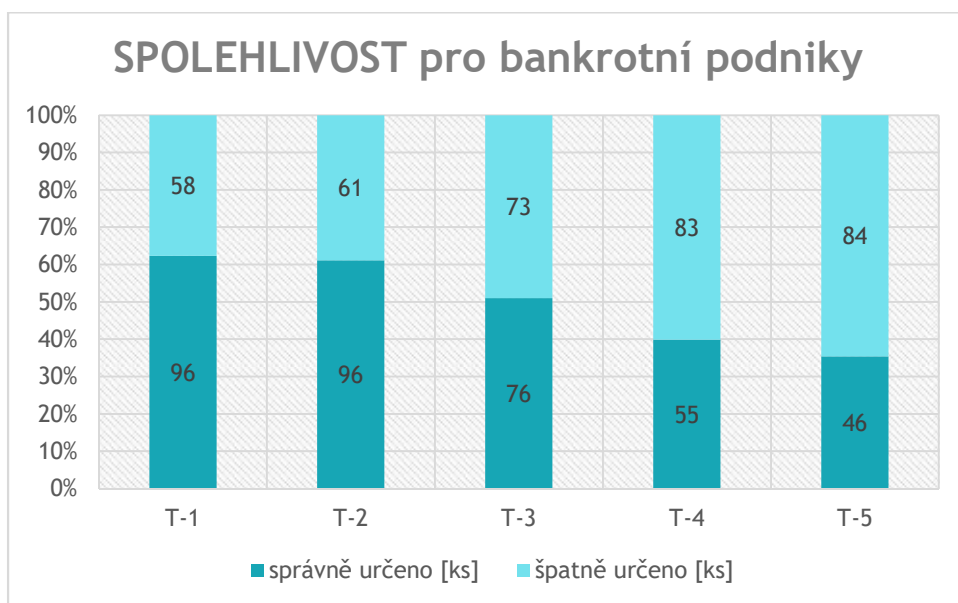
Pro výpočet spolehlivosti byl použit model Springate z roku 1978. Rovnice a podmínky vyhodnocení jsou popsány v teoretické části práce v kapitole 1.6.7 Původní spolehlivost podle autora je 92,5 %.

Tabulka 6 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	96	96	76	55	46
	špatně určeno [ks]	58	61	73	83	84
	celkem [ks]	154	157	149	138	130
Relativní četnost	správně určeno [%]	62,34	61,15	51,01	39,86	35,38
	špatně určeno [%]	37,66	38,85	48,99	60,14	64,62
	celkem [%]	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabulka 6 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Springate model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 6 je názorně vidět změny v klasifikaci bankrotních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 6- Spolehlivost pro bankrotní podniky (Springate model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Model správně určil 62,34 % podniků rok před bankrotem (96 ze 154 testovaných podniků), dva roky před bankrotem to bylo 61,15 % (96 ze 157 testovaných podniků). V dalších letech je již spolehlivost velmi nízká, tři roky před bankrotem 51,01 %, čtyři roky před bankrotem už je spolehlivost pouze 39,86 %. Rok před

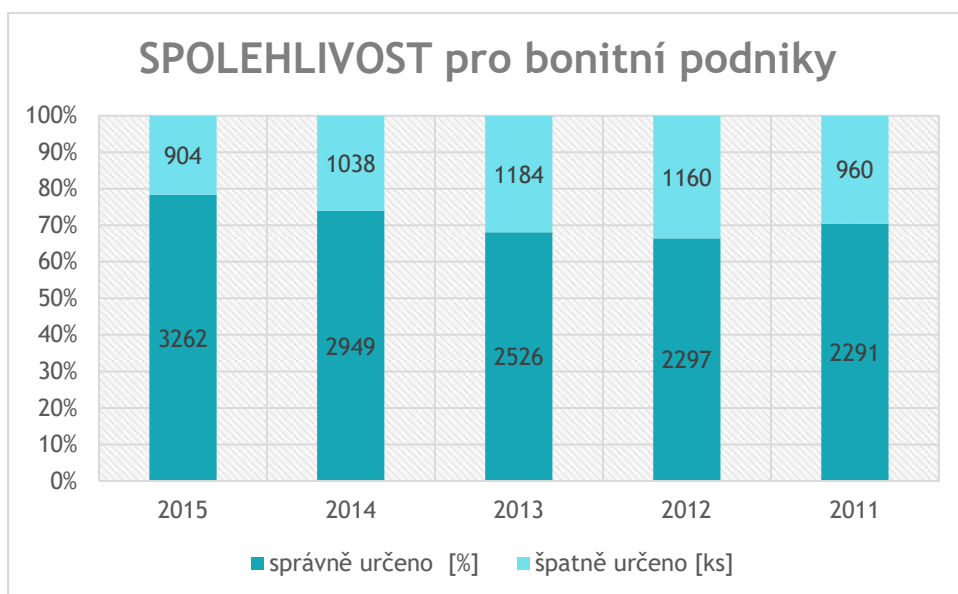
bankrotem byly chybně klasifikovány zhruba dvě pětiny podniků, tento poměr se měnil s narůstajícím počtem let do bankrotu, vypovídací schopnost se snižovala a narůstal tak počet chybně zařazených podniků (narůstala výše chyby prvního druhu).

Tabulka 7 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2015 až 2011.

SPOLEHLIVOST PRO BONITNÍ PODNIKY						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	3262	2949	2526	2297	2291
	špatně určeno [ks]	904	1038	1184	1160	960
	celkem [ks]	4166	3987	3710	3457	3251
Relativní četnost	správně určeno [%]	78,30	73,97	68,09	66,44	70,47
	špatně určeno [%]	21,70	26,03	31,91	33,56	29,53
	celkem [%]	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabulka 7 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Springate model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 7 je názorně vidět změny v klasifikaci aktivních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 7 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Springate model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

Pro bonitní podniky byla stejně jako v případě Altmanova modelu spolehlivost vyšší, než pro bankrotní. Pro data podniků z roku 2015 byla spočítána spolehlivost 78,30 % (správně tak bylo zařazeno 3 262 ze 4 166 testovaných podniků), v roce 2014

byla spolehlivost nižší a to 73,97 % (model správně klasifikoval 2 949 z 3 987 testovaných podniků). Míra chyby se tak v jednotlivých letech pohybovala mezi 20 % a 30 % (chyba II. druhu).

V Tabulka 8 je spočítána výsledná spolehlivost Springate modelu. Vzhledem k tomu, že Springate model nemá vymezenou šedou zónu, klasifikoval 100 % testovaných podniků. Celková míra správné klasifikace je 77,73 %, spolehlivost byla spočítána z dat pro podniky rok před bankrotem a z dat aktivních podniků z roku 2015. Pro data z podniků, které byly dva roky před bankrotem, a pro data aktivních podniků z roku 2014 je celková spolehlivost ve výši 73,48 %. V porovnání s původní spolehlivostí modelu původního vzorku dat, která byla 92,5 %, je tato spolehlivost nižší. Důvodem je, že Springate model byl zpracován na datech podniků z Kanady a také, že model je z roku 1978, kdežto testovaná data jsou aktuální (nejstarší data jsou z roku 2009, protože byly testovány podniky, které zbankrotovaly nejdříve v roce 2013, a byla použita data 5 let do jejich bankrotu).

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Míra správné klasifikace		77,73%	73,48%	67,43%	65,42%	69,12%
Celková míra chyby		22,27%	26,52%	32,57%	34,58%	30,88%
Celkem		100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka 8 - Vyhodnocení Springate modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

2.1.3 URČENÍ SPOLEHLIVOSTI TAFFLEROVA MODELU

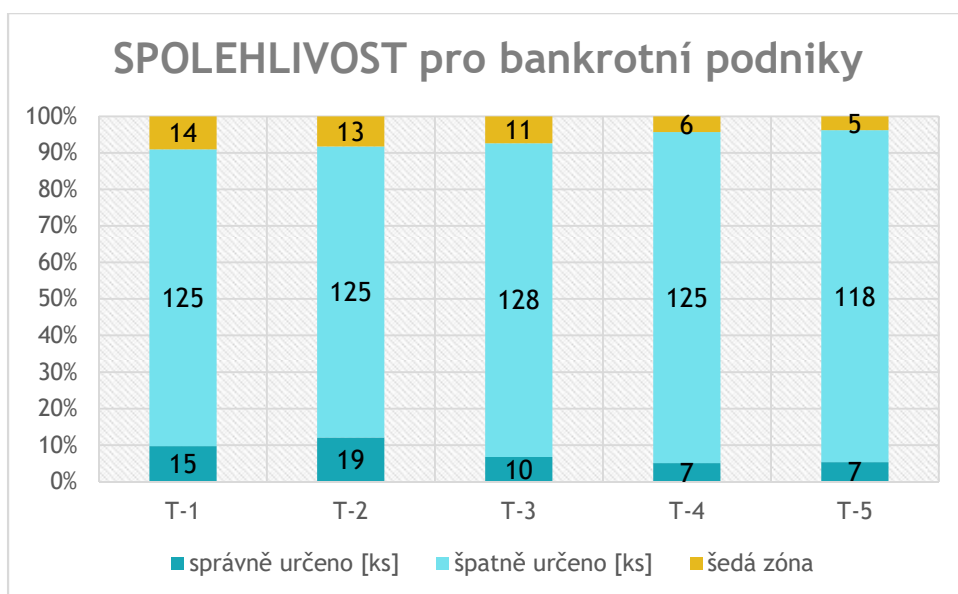
V této kapitole je zjišťována schopnost správné klasifikace Tafflerova modelu publikovaného v roce 1977 na testovaných datech. Informace o tomto modelu jsou v kapitole 1.6.4 . Původní přesnost modelu 97 %.

Tabulka 9 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	15	19	10	7	7
	špatně určeno [ks]	125	125	128	125	118
	celkem [ks]	140	144	138	132	125
Relativní četnost	správně určeno [%]	9,74	12,10	6,71	5,07	5,38
	špatně určeno [%]	81,17	79,62	85,91	90,58	90,77
	celkem [%]	90,91	91,72	92,62	95,65	96,15
Šedá zóna	počet [ks]	14	13	11	6	5
	procento [%]	9,09	8,28	7,38	4,35	3,85
Počet podniků celkem	počet [ks]	154	157	149	138	130

Tabulka 9 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Tafflerův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 8 je názorně vidět změny v klasifikaci bankrotních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 8 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Tafflerův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Vypovídací schopnost Tafflerova modelu pro bankrotní podniky je téměř nulová. Pro podniky rok před bankrotem je to pouze 9,74 %, dva roky před bankrotem 12,1 %. Do šedé zóny bylo zařazeno také minimální množství podniků, pouze kolem

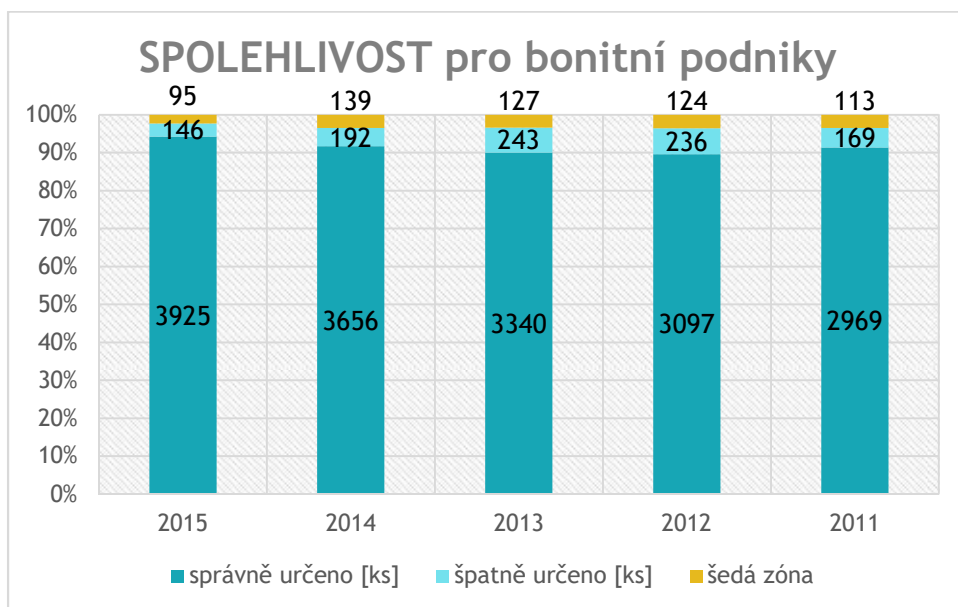
10 %. Nejvíce bankrotních podniků bylo určeno zcela chybně, rok před bankrotem bylo chybně zařazeno 125 ze 154 podniků (chyba I. druhu).

Tabulka 10 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2015 až 2011.

SPOLEHLIVOST PRO BONITNÍ PODNIKY						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	3925	3656	3340	3097	2969
	špatně určeno [ks]	146	192	243	236	169
	celkem [ks]	4071	3848	3583	3333	3138
Relativní četnost	správně určeno [%]	94,22	91,70	90,03	89,59	91,33
	špatně určeno [%]	3,50	4,82	6,55	6,83	5,20
	celkem [%]	97,72	96,51	96,58	96,41	96,52
Šedá zóna	počet [ks]	95	139	127	124	113
	procento [%]	2,28	3,49	3,42	3,59	3,48
Počet podniků celkem	počet [ks]	4166	3987	3710	3457	3251

Tabulka 10 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Tafflerův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 9 je názorně vidět změny v klasifikaci aktivních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 9 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Tafflerův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

Spolehlivost pro aktivní podniky je ve všech sledovaných letech kolem 90 %. V roce 2015 bylo modelem správně zařazeno 94,22 % podniků, chybně bylo zařazeno pouze 3,5 % podniků (chyba II. druhu), zbytek podniků (95 ze 4 166) model nedokázal klasifikovat a byly zařazeny do šedé zóny.

Míra správné klasifikace Tafflerova (Tabulka 11) modelu je velmi vysoká. Správně bylo zařazeno 91,20 % podniků, data pro tento údaj byla čerpána z podniků rok před bankrotem a aktivních podniků v roce 2015. Podle tohoto údaje by byl model vyhodnocen jako velmi kvalitní, bohužel tomu tak není, protože model dokázal správně klasifikovat pouze vysoké procento aktivních podniků a skoro žádné bankrotní. Míra správné klasifikace je počítána váženým průměrem, proto je velmi ovlivněna velkým počtem aktivních podniků zařazených do výpočtu. Původní spolehlivost modelu 97 %. Pro sestavení tohoto modelu byla použita data podniků z Velké Británie a model byl publikován roku 1977, tyto skutečnosti ovlivnily jeho schopnost správné klasifikace testovaných podniků.

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Míra správné klasifikace		91,20%	88,68%	86,81%	86,34%	88,02%
Celková míra chyby		6,27%	7,65%	9,61%	10,04%	8,49%
Neklasifikováno		2,52%	3,67%	3,58%	3,62%	3,49%
Celkem		100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka 11 – Vyhodnocení Tafflerova modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

2.1.4 URČENÍ SPOLEHLIVOSTI ZMIJEWSKÉHO MODELU

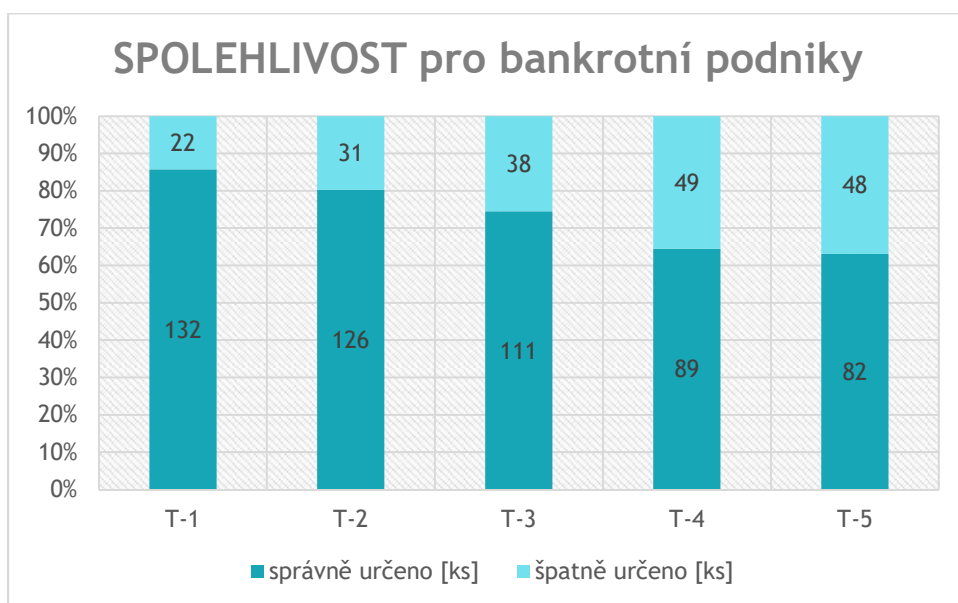
V této části práce je určena spolehlivost Zmijewského modelu z roku 1984, který je popsán v kapitole 1.6.6 . Původní spolehlivost podle aurora je 99 %.

Tabulka 12 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	132	126	111	89	82
	špatně určeno [ks]	22	31	38	49	48
	celkem [ks]	154	157	149	138	130
Relativní četnost	správně určeno [%]	85,71	80,25	74,50	64,49	63,08
	špatně určeno [%]	14,29	19,75	25,50	35,51	36,92
	celkem [%]	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabulka 12 – Spolehlivost pro bankrotní podniky (Zmijewského model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 10 je názorně vidět změny v klasifikaci bankrotních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 10 – Spolehlivost pro bankrotní podniky (Zmijewského model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

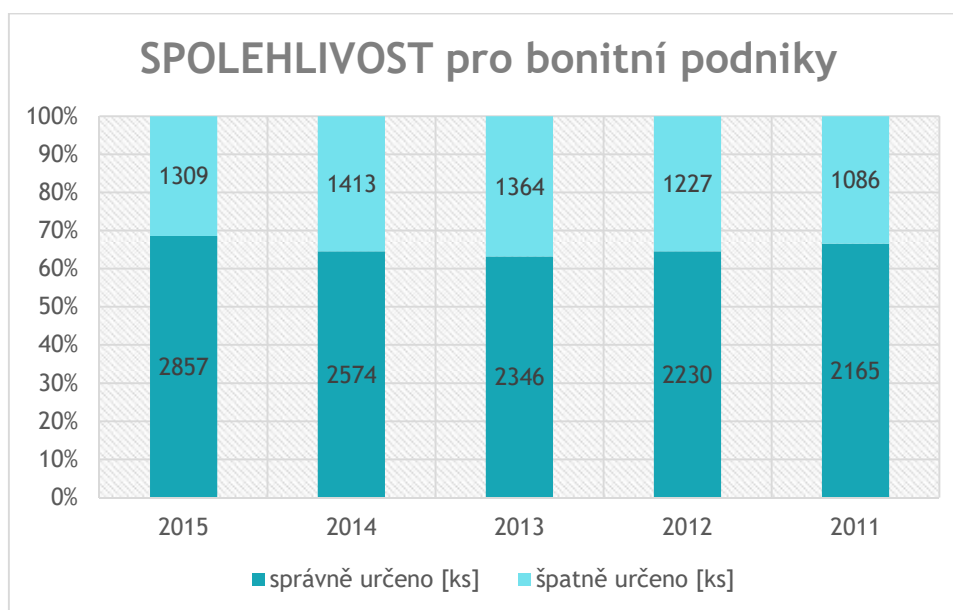
Zmijewského model správně klasifikoval 85,71 % bankrotních podniků rok před jejich bankrotem. Chybně tak zařadil 22 podniků ze 154 bankrotních podniků (chyba I. druhu). Spolehlivost klesá s přibývajícím počtem let do bankrotu, dva roky před bankrotem je správně určeno 80,25 %, tři roky před bankrotem 74,5 % z bankrotních podniků.

Tabulka 13 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2015 až 2011.

SPOLEHLIVOST PRO BONITNÍ PODNIKY						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	2857	2574	2346	2230	2165
	špatně určeno [ks]	1309	1413	1364	1227	1086
	celkem [ks]	4166	3987	3710	3457	3251
Relativní četnost	správně určeno [%]	68,58	64,56	63,23	64,51	66,59
	špatně určeno [%]	31,42	35,44	36,77	35,49	33,41
	celkem [%]	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

Tabulka 13 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Zmijewského model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 11 je názorně vidět změny v klasifikaci aktivních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 11 - Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Zmijewského model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

Spolehlivost pro bonitní podniky se pohybuje mezi 60 % a 70 %. Pro data aktivních podniků z roku 2015 byla spolehlivost 68,58 %, tzn., že model správně zařadil 2 857 ze 4 166 aktivních podniků. Chybně bylo v roce 2015 klasifikováno 31,42 % aktivních podniků.

Celková spolehlivost Zmijewského modelu (Tabulka 14) je 69,19 %, tato spolehlivost byla spočítána z dat roku 2015 pro aktivní podniky a pro bankrotní podniky

rok před jejich bankrotem. Zmijewského model nemá šedou zónu. Spolehlivost modelu na původním vzorku dat je 99 %, spolehlivost na testovaných datech je v porovnání s původní spolehlivostí a dalšími testovanými modely velmi vysoká.

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Míra správné klasifikace		69,19%	65,15%	63,67%	64,51%	66,46%
Celková míra chyby		30,81%	34,85%	36,33%	35,49%	33,54%
Celkem		100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka 14 - Vyhodnocení Zmijewského modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

2.1.5 URČENÍ SPOLEHLIVOSTI MODELU IN05

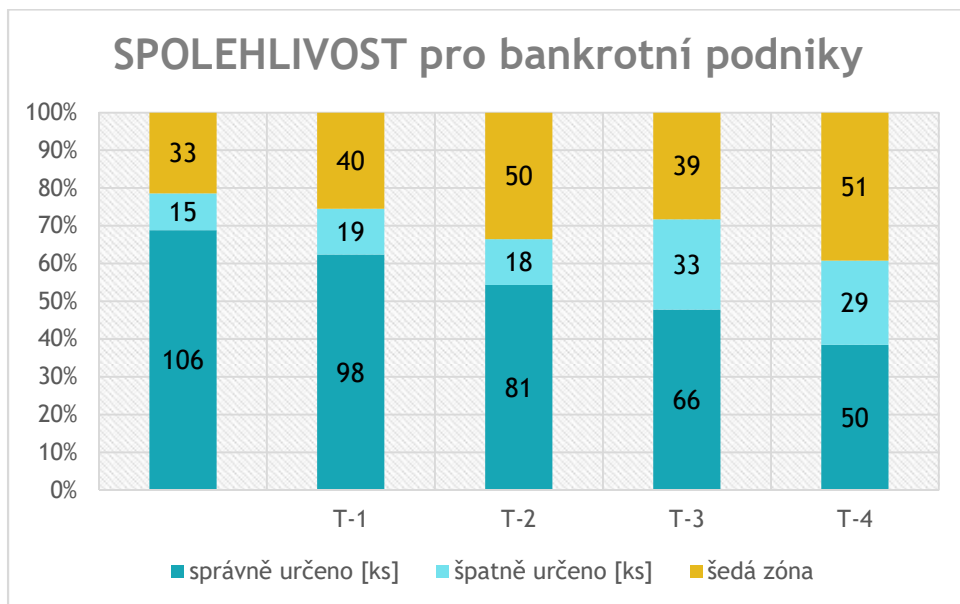
Pro výpočet spolehlivosti byl použit model IN05 manželů Neumaierových z roku 2005. Více informací o tomto modelu je popsáno v kapitole 1.6.5.4 . Původní spolehlivost dle autorů byla spočtena na 83 %.

Tabulka 15 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených bankrotních podniků za 5 let předcházejících bankrotu.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY						
Rok		T-1	T-2	T-3	T-4	T-5
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	106	98	81	66	50
	špatně určeno [ks]	15	19	18	33	29
	celkem [ks]	121	117	99	99	79
Relativní četnost	správně určeno [%]	68,83	62,42	54,36	47,83	38,46
	špatně určeno [%]	9,74	12,10	12,08	23,91	22,31
	celkem [%]	78,57	74,52	66,44	71,74	60,77
Šedá zóna	počet [ks]	33	40	50	39	51
	procento [%]	21,43	25,48	33,56	28,26	39,23
Počet podniků celkem	počet [ks]	154	157	149	138	130

Tabulka 15 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (model IN05), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 12 je názorně vidět změny v klasifikaci bankrotních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 12 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (model IN05), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

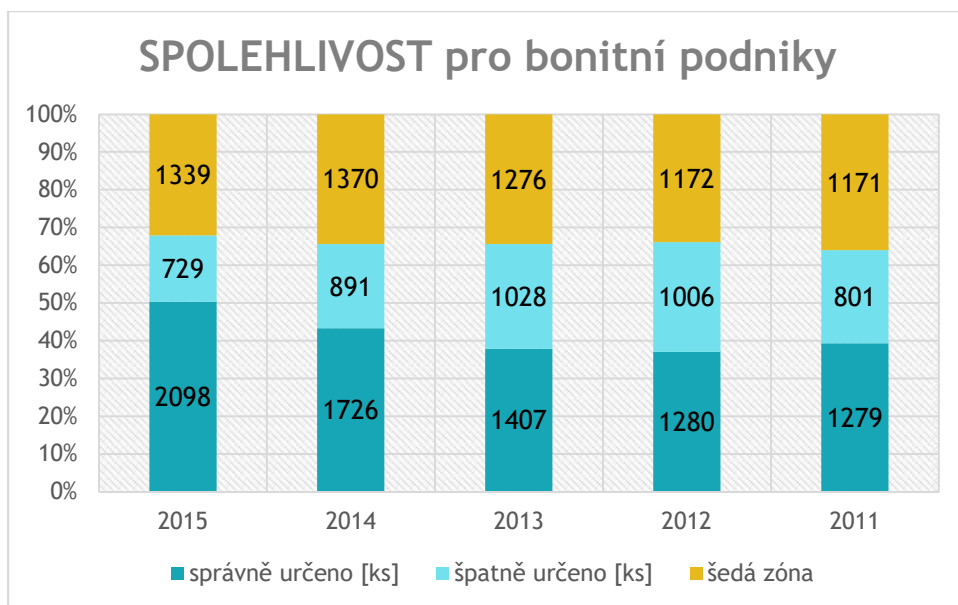
Model správně určil 68,83 % bankrotních podniků rok před jejich bankrotem, špatně bylo určeno pouze 9,74 % bankrotních podniků, zbytek podniků bylo zařazeno do šedé zóny. Dva roky před bankrotem klesla spolehlivost na 62,42 %, byl zaznamenán nepatrný nárůst počtu špatně klasifikovaných podniků na 12,1 % ze všech bankrotních, 25,48 % podniků nebyl model schopen klasifikovat a byly zařazeny do šedé zóny.

Tabulka 16 zahrnuje počet (procento) správně vyhodnocených aktivních podniků za období 2015 až 2011.

SPOLEHLIVOST PRO BONITNÍ PODNIKY						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	2098	1726	1407	1280	1279
	špatně určeno [ks]	729	891	1028	1006	801
	celkem [ks]	2827	2617	2435	2286	2080
Relativní četnost	správně určeno [%]	50,36	43,29	37,91	37,02	39,34
	špatně určeno [%]	17,50	22,35	27,70	29,09	24,64
	celkem [%]	67,86	65,64	65,62	66,11	63,98
Šedá zóna	počet [ks]	1339	1370	1276	1172	1171
	procento [%]	32,14	34,36	34,38	33,89	36,02
Počet podniků celkem	počet [ks]	4166	3987	3711	3458	3251

Tabulka 16 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (model IN05) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V Graf 13 je názorně vidět změny v klasifikaci aktivních podniků modelem ve sledovaných obdobích.



Graf 13 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (model IN05) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

V roce 2015 bylo modelem správně určeno 50,36 % aktivních podniků, o rok dříve to bylo 43,29 % podniků. Tato spolehlivost je velmi nízká, jde o stejnou

spolehlivost jako v případě náhodného tipování. Velké množství podniků bylo také zařazeno do šedé zóny.

Celková spolehlivost modelu IN05 na testovaných datech je 51,02 % (Tabulka 17), pro výpočet této spolehlivosti byla použita data aktivních podniků z roku 2015 a data z bankrotních podniků rok před bankrotem. Pro data aktivních podniků z roku 2014 a bankrotních podniků 2 roky před bankrotem byla zjištěna spolehlivost 44,02 %.

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST						
Rok		2015	2014	2013	2012	2011
Míra správné klasifikace		51,02%	44,02%	38,55%	37,43%	39,31%
Celková míra chyby		17,22%	21,96%	27,10%	28,89%	24,55%
Neklasifikováno		31,76%	34,03%	34,35%	33,68%	36,14%
Celkem		100,00%	100,00%	100,00%	100,00%	100,00%

Tabulka 17 - Vyhodnocení modelu IN05 dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus

I přes to, že jde o model sestavený pro české podniky je jeho vypovídací schopnost velmi nízká, původní spolehlivost dle autorů byla spočtena na 83 %. Pro bankrotní podniky vykazoval model IN05 míru správné klasifikace 77 %, na testovaných datech to bylo 68,83 %. Horší byla situace u podniků tvořících hodnotu, kdy původní spolehlivost byla 83 % a na testovaných datech byla zjištěna spolehlivost pouze 50,36 %.

2.1.6 ROC KŘIVKY PRO TESTOVANÉ MODELY

Za pomoci programu IBM SPSS Statistics byly zkonstruovány ROC křivky pro výše testované modely (kapitola 2.1.1) pro stejná data. Popis ROC křivek je v kapitole 1.7.1 . K sestavení grafů křivek bylo použito 4 166 finančně zdravých podniků a 154 bankrotních, pro 41 podniků chyběla data (Tabulka 18).

Case Processing Summary

o-bonitní, 1 - banktróní	Valid N (listwise)
Positive ^a	4166
Negative	154
Missing	41

Larger values of the test result variable(s) indicate stronger evidence for a positive actual state.

a. The positive actual state is 0.

Tabulka 18- Počet podniků použitých pro sestavení ROC křivek, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Následující Tabulka 19 obsahuje pro testované modely hodnoty plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná od hodnoty 0,5 (náhodný výběr).

Area Under the Curve					
Test Result Variable(s)	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
ALTMAN	,807	,021	,000	,767	,848
SPRINGATE	,772	,021	,000	,731	,814
TAFFLER	,693	,023	,000	,648	,739
IN05	,809	,019	,000	,772	,847
ZMIJEWSKI	,839	,017	,000	,806	,871

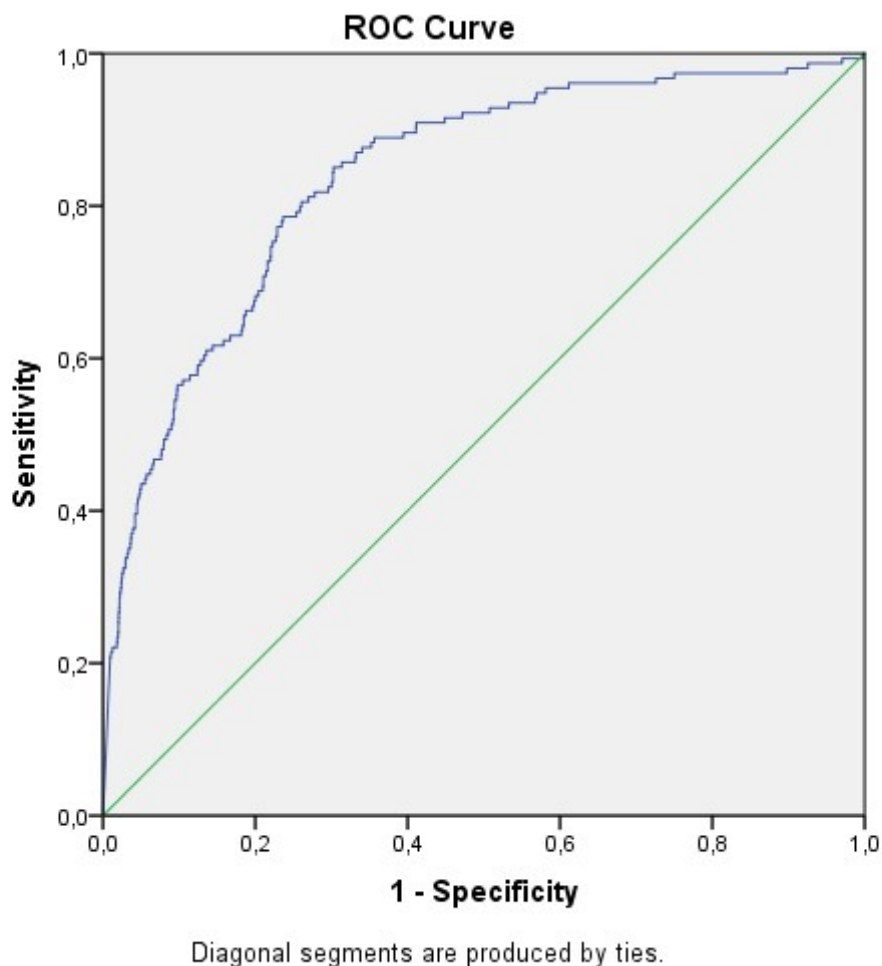
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

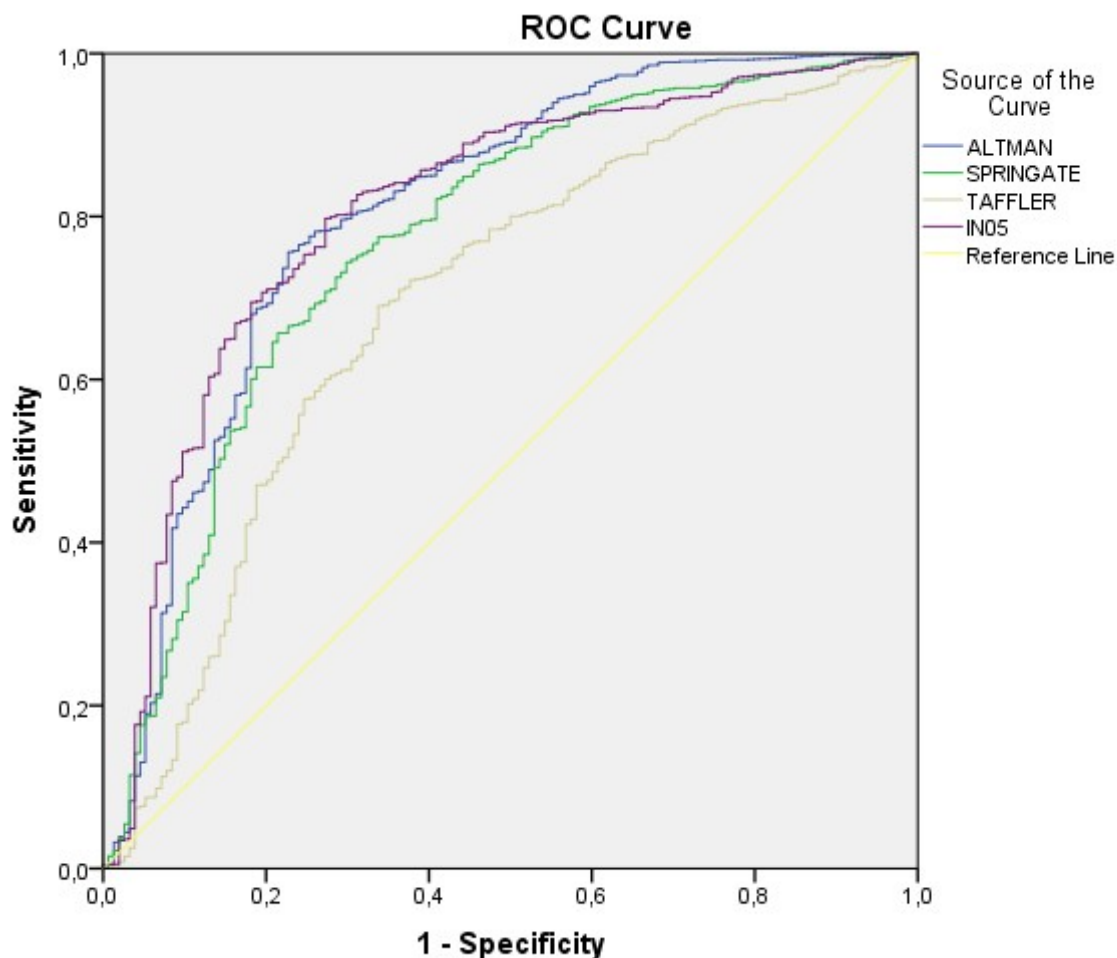
Tabulka 19 - Plocha pod ROC křivkou, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Hodnoty všech testovaných modelů jsou statisticky významné na 1 % hladině významnosti. Podle velikosti plochy pod křivkou bylo zjištěno, že nejlepší model je Zmijewského model. Velikost plochy pod křivkou je 0,839. Pro tento model je sestavena jiná ROC křivka než pro ostatní modely, protože model je sestaven jako probit a jeho výsledkem je pravděpodobnost bankrotu. Čím vyšší výsledná hodnota modelu, tím vyšší je pravděpodobnost bankrotu. Ostatní modely jsou založeny na diskriminační analýze, u těchto modelů je vyšší výsledná hodnota modelu znakem nižší pravděpodobnosti bankrotu, proto bylo nutné pro model Zmijewského konstruovat samostatnou ROC křivku.

Z modelů založených na diskriminační analýze byla největší plocha pod křivkou zjištěna pro model IN05, velikost této plochy je 0,809. ROC křivky testovaných modelů jsou znázorněny v Graf 14 (Zmijewského model) a v Graf 15 (ostatní modely).



Graf 14 – ROC křivka pro Zmijewského model, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus



Graf 15 - ROC křivky pro testované modely (bez Zmijewského), vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

3 NÁVRH VLASTNÍHO MODELU

Za pomoci dat podniků z databáze Amadeus byl za využití diskriminační analýzy vytvořen nový model pro stavební průmysl v České republice. K jeho vytvoření byl použit program Statistica. Vytvořený model byl následně otestován.

3.1 TVORBA VLASTNÍHO MODELU

Nejprve byla data podniků rozdělena na **trénovací a testovací množinu**. V trénovací množině je zahrnuto 247 bonitních a 113 bankrotních podniků. Tato množina slouží ke tvorbě modelu. Druhá množina je množina testovací, kam bylo zařazeno 1259 aktivních a 42 bankrotních podniků **nezahrnutých do původního vzorku**.

V další fázi tvorby modelu bylo otestováno 35 proměnných, které se často vyskytují v modelech, z Tabulka 20 na vzájemnou korelaci. Byla provedena Spearmanova **korelační analýza**.

Testované proměnné			
CF/tržby	cash flow/sales	EAT/obrat	net income/operating revenue
CF/aktiva	cash flow/total assets	(EAT/aktiva) = X2	net income/total assets
CF/celkové dluhy	cash flow/total liabilities	obrat/oběžná aktiva	operating revenue / current assets
oběžná aktiva/celkové dluhy	current assets / total liabilities	obrat/krátkodobé dluhy	operating revenue / current liabilities
oběžná aktiva / krátkodobé dluhy	current assets / current liabilities	obrat/dlouhodobá aktiva	operating revenue / fixed assets
oběžná aktiva/aktiva	current assets/total assets	obrat/aktiva	operating revenue / total assets
(krátkodobé dluhy / tržby) = X17	current liabilities/sales	obrat/celkové dluhy	operating revenue/total liabilities
oběžná aktiva/tržby	current assets/sales	zisková marže (průměr za 3 roky)	profit margin (3-years average)
EBIT/nákladové úroky	EBIT/interest paid	(nerozdělený zisk/aktiva) = X14	retained earnings / total assets
(EBIT/aktiva) = X6	EBIT/total assets	tržby/aktiva	sales/total assets
EBITDA/nákladové úroky	EBITDA/interest paid	vlastní kapitál/celkové dluhy	shareholder funds/total liabilities
EBITDA/celkové dluhy	EBITDA/total liabilities	dlouhodobý hmotný majetek/aktiva	tangible fixed assets / total assets
EBT/krátkodobé dluhy	EBT/current liabilities	aktiva/celkové dluhy	total assets/total liabilities
EBT/obrat	EBT/operating revenue	dluhy/EBITDA	total liabilities/EBITDA
dlouhodobý nehmotný majetek/aktiva	intangible fixed assets/total assets	dluhy/aktiva	total liabilities/total assets
EAT/základní kapitál	net income/capital	pracovní kapitál/aktiva	working capital/total assets
EAT/oběžná aktiva	net income/current assets	pracovní kapitál/tržby	working capital/sales
EAT/dlouhodobá aktiva	net income/fixed assets		
(obrat= tržby za vlastní výrobky a služby, za zboží a z prodeje dlouhodobého majetku a materiálu)			

Tabulka 20 - Seznam finančních ukazatelů, které se vyskytují v modelech, zpracováno dle KARAS, M. Měření úvěrového rizika podniků zpracovatelského průmyslu v České republice, s. 28

Na základě korelační analýzy finančních ukazatelů bankrotních podniků, bylo **vyřazeno** 16 proměnných, které vykazovaly vzájemnou korelaci **větší než 0,9**. Vyřazené proměnné jsou v Tabulka 20 označeny červeně. Tabulka všech korelací mezi proměnnými je v Příloha 2 a Příloha 3. Následně byla provedena korelační analýza

zbývajících proměnných pro finanční ukazatele aktivních podniků. Byla zjištěna vysoká korelace u dvou dalších ukazatelů, jeden z nich byl vyřazen. Ukazatel je označen zeleně v Tabulka 20 (celková tabulka korelační analýzy je v Příloha 5). Vysoká vzájemná korelace byla zjištěna i mezi podílem čistého zisku na celkových aktivech a provozním výsledkem hospodaření na celkových aktivech v případě korelací u aktivních podniků. Oba tyto ukazatele byly ponechány, protože bylo zjištěno, že zpřesňují vytvořený model (viz. dále).

Zbývající proměnné (označeny černě v Tabulka 20) byly zahrnuty do výpočtu **diskriminační analýzy**. Byla provedena zpětná diskriminační analýza, protože vykazovala lepší výsledky než dopředná. Zpětná diskriminace funguje tak, že vezme všechny proměnné a postupně je odebírání. Dokud se zvyšuje efektivnost modelu, naopak dopředná diskriminace vezme nejlepší proměnnou a postupně k ní přidává další, dokud se zvyšuje efektivnost modelu.

Na základě diskriminační analýzy byla zjištěna hodnota ukazatele Wilkova lambda ve výši 0,623, ta popisuje kvalitu modelu, čím blíže je nule, tím má model vyšší diskriminační přesnost. Wilkova lambda je také stanovena pro jednotlivé ukazatele modelu, její hodnota říká, na jakou výši změny celková lambda při vynechání dané proměnné. Wilkova lambda lze převést na F-hodnotu a testovat. Všechny proměnné jsou statisticky významné na 1 % hladině významnosti. Model jako celek je statisticky významný na 1 % hladině významnosti.

VÝSLEDKY DISKRIMINAČNÍ FUNKČNÍ ANALÝZY krok 15, poč. prom. v modelu: 4; grupovací: X1 (2 skup Wilk. lambda: ,62387 přibliž F (4,266)=40,093 p<0,0000						
proměnná	Wilk. (Lambda)	Parc. (Lambda)	F na vyj ((1,266))	p-hodn.	Toler.	1-toler. (R^2)
X2	0,692	0,902	28,925	0,000	0,105	0,895
X6	0,650	0,959	11,341	0,001	0,104	0,896
X14	0,675	0,924	21,757	0,000	0,917	0,083
X17	0,665	0,938	17,666	0,000	0,917	0,083

Tabulka 21 - Výsledky diskriminační analýzy, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Byla zjištěna klasifikační funkce, která říká, jakou měrou se jednotlivé proměnné podílejí na modelu. Číslo, kterým jsou jednotlivé proměnné násobeny, je ovlivněno významem dané proměnné pro model, ale také tím, o jakou se jedná

proměnnou, zda dosahuje vysokých či nízkých hodnot. Výsledné číslo, kterým budeme násobit proměnné, zjistíme jako rozdíl hodnoty pro aktivní podnik a pro bankrotní podnik (Tabulka 22).

KLASIFIKAČNÍ FUNKCE			
Proměnná	Aktivní	Bankrotní	Rozdíl
X14	4,518	1,401	3,116
X6	6,592	18,646	-12,054
X2	-3,182	-23,982	20,800
X17	3,323	5,721	-2,399
Konstanta	-1,580	-4,126	2,546

Tabulka 22 - Klasifikační funkce, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Na základě klasifikační funkce je sestavena rovnice modelu:

$$M = 20,8X1 - 12,054X2 + 3,116X3 - 2,399X4 + A$$

Rovnice 11 - Rovnice modelu bez konstanty, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Hranice intervalů:

$M < 0$ podnik je ohrožen bankrotem

Proměnné:

$$X1(\cong X2) = \text{NET INCOME} / \text{TOTAL ASSETS}$$

$$X2(\cong X6) = \text{EBIT} / \text{TOTAL ASSETS}$$

$$X3(\cong X14) = \text{RETAINED EARNINGS} / \text{TOTAL ASSETS}$$

$$X4(\cong X17) = \text{CURRENT LIABILITIES} / \text{SALES}$$

$$A = 2,546$$

Proměnná X1 je ukazatel rentability aktiv spočítaný jako podíl čistého zisku (EAT) na celkových aktivech.

Proměnná X2 je ukazatel rentability aktiv spočítaný jako podíl provozního výsledku hospodaření před zdaněním a úroky na celkových aktivech.

Přestože proměnné X1 a X2 spočítané z dat bankrotních podniků mají vzájemnou korelaci vyšší než 0,9, byly obě ponechány v modelu, protože odstranění jedné z těchto proměnných snižuje diskriminační přesnost.

Proměnná X_3 je podíl nerozděleného zisku na celkových aktivech.

Poslední proměnnou modelu, X_4 , je podíl krátkodobých závazků a krátkodobých bankovních úvěrů na tržbách. V případě, že jsou tržby u bankrotních podniků již nulové, je doporučeno nahradit je velmi nízkou hodnotou, aby mohl být model pro daný podnik spočítán. Místo nulových tržeb je v této práci počítáno s tržbami ve výši 1 000 EUR.

Konstanta:

Výsledkem diskriminační analýzy je také konstanta. Změnou této konstanty ovlivníme spolehlivost modelu pro aktivní a bankrotní podniky. Pokud snížíme konstantu, pak klesne míra spolehlivosti modelu pro aktivní podniky a vzroste pro bankrotní podniky. Původní velikost této konstanty u nového modelu byla 2,546. Při této konstantě vykazuje model 96 % spolehlivost pro aktivní podniky a pouze 45 % spolehlivost pro bankrotní podniky. Změnou konstanty, jejím snížením na hodnotu + 0,6, byla zvýšena spolehlivost pro bankrotní podniky na 82,3 % a snížena míra správné klasifikace v případě aktivních podniků na 84,62 %. Konstanta posouvá hranici intervalů.

Rovnice s konstantou:

$$M = 20,81X_1 - 12,054X_2 + 3,116X_3 - 2,399X_4$$

Rovnice 12 - Rovnice modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Hranice intervalů:

$M < - 0,6$ podnik je ohrožen bankrotem

$M > - 0,6$ podnik je ohrožen bankrotem

Podnik je ohrožen bankrotem, pokud je výsledná hodnota modelu menší než mínus 0,6. Pokud je hodnota vyšší než - 0,6, je podnik vyhodnocen jako finančně zdravý.

3.2 PŮVODNÍ SPOLEHLIVOST MODELU NA TRÉNOVACÍCH DATECH

Jak již bylo zmíněno výše, spolehlivost nově vytvořeného modelu je 82,3 % pro bankrotní podniky, správně bylo určeno 93 a chybně 20 ze 113 podniků (chyba I. druhu) (Tabulka 23).

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY		
Rok		T-1
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	93
	špatně určeno [ks]	20
	celkem [ks]	113
Relativní četnost	správně určeno [%]	82,30
	špatně určeno [%]	17,70
	celkem [%]	100,00

Tabulka 23 – Původní spolehlivost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Pro aktivní podniky byla zjištěna spolehlivost 84,62 %, správně bylo určeno 209 a chybně 38 z 247 podniků (chyba II. druhu) (Tabulka 24).

SPOLEHLIVOST PRO AKTIVNÍ PODNIKY		
Rok		2015
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	209
	špatně určeno [ks]	38
	celkem [ks]	247
Relativní četnost	správně určeno [%]	84,62
	špatně určeno [%]	15,38
	celkem [%]	100,00

Tabulka 24 - Původní spolehlivost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Celková spolehlivost vytvořeného modelu je 83,98 % (Tabulka 25).

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST		
Rok		2015
Míra správné klasifikace		83,89%
Celková míra chyby		16,11%
Celkem		100,00%

Tabulka 25 - Celková původní spolehlivost nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

3.3 OVĚŘENÍ SPOLEHLIVOSTI MODELU NA TESTOVACÍCH DATECH

Míra spolehlivosti nově vytvořeného modelu byla ověřena na nezávislých datech stavebních podniků v České republice. Byla použita data podniků nezahrnutých do trénovací množiny, byla to data ze 42 bankrotních podniků a data z 1 259 podniků, které byly v roce 2015 aktivní.

V případě bankrotních podniků (Tabulka 26) určil model správně 85,71 %, 35 ze 42 testovaných podniků. Původní spolehlivost modelu pro bankrotní podniky byla 82,3 %, tzn., že došlo k navýšení o cca 2 %.

SPOLEHLIVOST PRO BANKROTNÍ PODNIKY		
Rok		T-1
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	35
	špatně určeno [ks]	7
	celkem [ks]	42
Relativní četnost	správně určeno [%]	85,71
	špatně určeno [%]	14,29
	celkem [%]	100,00

Tabulka 26 – Ověření spolehlivosti pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Pro testované aktivní podniky byla zjištěna míra spolehlivosti 77,28 % (Tabulka 27). Původní míra spolehlivosti je 84, 62 %. Došlo k poklesu, ale spolehlivost je stále velmi vysoká vzhledem k počtu testovaných aktivních podniků. Také ne všechny podniky, které jsou v roce 2015 aktivní, jsou finančně zdravé.

SPOLEHLIVOST PRO AKTIVNÍ PODNIKY		
Rok		2015
Absolutní četnost	správně určeno [ks]	973
	špatně určeno [ks]	286
	celkem [ks]	1259
Relativní četnost	správně určeno [%]	77,28
	špatně určeno [%]	22,72
	celkem [%]	100,00

Tabulka 27 - Ověření spolehlivosti pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Celková spolehlivost nově vytvořeného modelu (Tabulka 28) na testovaných datech (testovací množina) je 77,56 %. V porovnání s původní spolehlivostí (trénovací

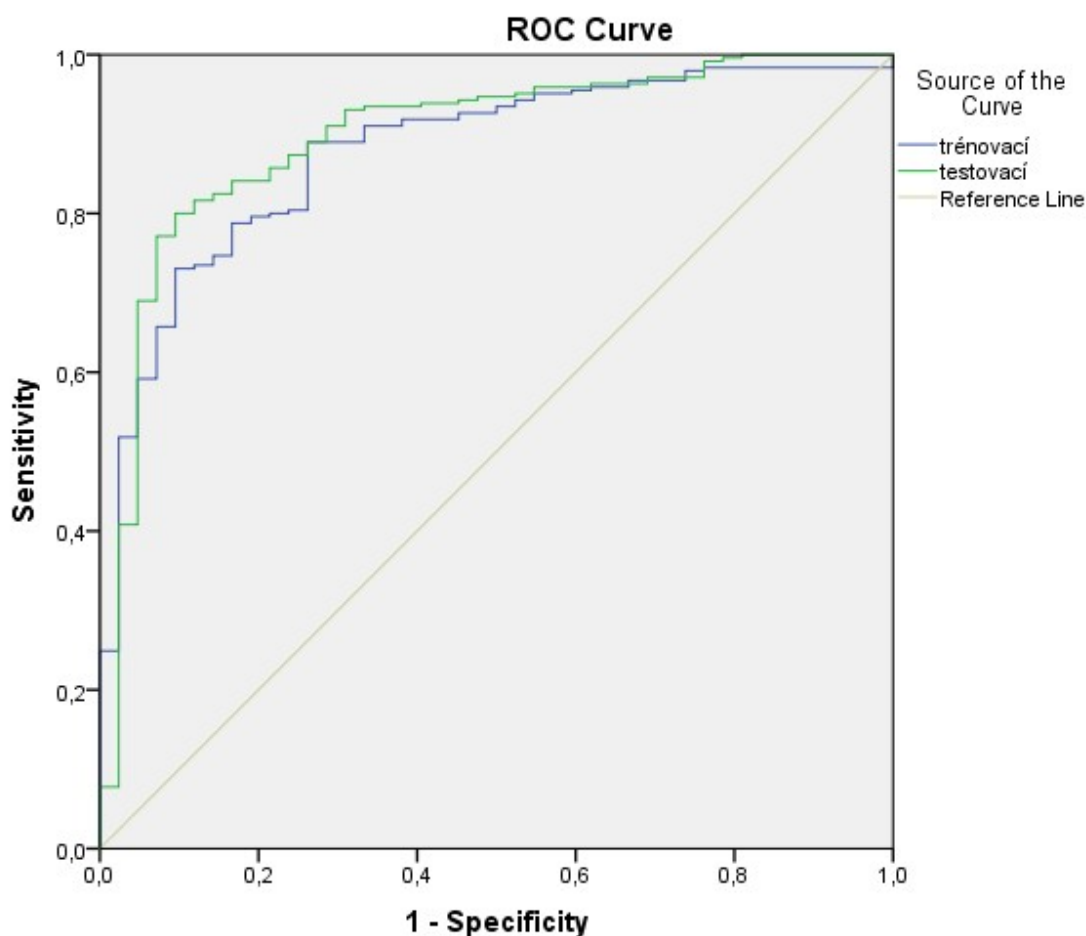
množina), která byla 83,89 %, došlo k poklesu, je to způsobeno již zmiňovanou vyšší mírou chybovosti modelu pro aktivní podniky.

CELKOVÁ SPOLEHLIVOST		
Rok		2015
Míra správné klasifikace		77,56%
Celková míra chyby		22,44%
Celkem		100,00%

Tabulka 28 - Ověření celkové spolehlivosti nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

3.4 ROC KŘIVKA

V Graf 16 jsou ROC křivky nově vytvořeného modelu pro trénovací a testovací množinu dat. Plocha pod ROC křivkou nově vytvořeného modelu z trénovací množiny dat je 0,878. Tato plocha je větší, než v případě všech testovaných modelů. Na testovací množině dat byla pro vytvořený model zjištěna plocha pod ROC křivkou ve výši 0,897.



Graf 16 - ROC křivka nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

4 SROVNÁNÍ EFEKTIVNOSTI VYTVOŘENÉHO MODELU A VYBRANÝCH MODELŮ

Na základě výsledků testovaných modelů bylo zjištěno, že nejlepším z těchto modelů je model Zmijewského, který vykázal celkovou spolehlivost 69,19 %. Vzhledem k již několikrát zmiňovanému nepoměru počtu testovaných aktivních a bankrotních podniků (zhruba 150:4 000, počet se měnil podle dostupnosti dat pro ukazatele daného modelu) je nutné analyzovat spolehlivost bankrotních a aktivních podniků také zvlášť. V případě Zmijewského modelu byla zjištěna nevyšší míra spolehlivosti po bankrotní podniky ze všech testovaných modelů a to ve výši 85,71 %. Pro aktivní podniky, pak model vykázal také dobrou spolehlivost ve výši 68,58 %.

Druhým nejlepším testovaným modelem je Springate model, který správně určil 62,34 % bankrotních podniků a 78,30 % aktivních podniků.

Ostatní testované modely – Altmanův model, Tafflerův model a index In05 vykázaly špatné výsledky a není vhodné je použít pro predikování bankrotu stavebních podniků v České republice. Míra spolehlivosti Altmanova modelu pro bankrotní podniky je pod hranicí 50 %, Tafflerův model má téměř nulovou spolehlivost pro bankrotní podniky a index IN05 správně určil pouze 50,36 % aktivních podniků.

MÍRA SPRÁVNÉ KLASIFIKACE MODELŮ							
Model	Nový původní	Nový ověření	Springate	Altman	Taffler	Zmijewski	IN05
Bankrotní [%]	82,30	85,71	62,34	46,45	9,74	85,71	68,83
Aktivní [%]	84,62	77,28	78,30	63,13	94,22	68,58	50,36
Celkem [%]	83,89	77,56	77,73	62,53	91,20	69,19	51,02

Tabulka 29 - Porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Při porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu, je nový model výrazně lepší. Nový model má původní spolehlivost (na trénovacích datech) pro bankrotní podniky 82,3 % a pro aktivní 84,62 %. Při ověření na testovacích datech bylo zjištěno, že míra správné klasifikace bankrotních podniků vzrostla na 85,71 %, a klesla v případě aktivních podniků na 77,28 %, ale stále je dostatečně vysoká, aby byl model vyhodnocen jako nejlepší možný ze všech analyzovaných.

Při predikci bankrotu stavebních podniků v České republice je na základě zjištěných výsledků doporučeno použít nově vytvořený model a Zmijewského model. Porovnáním výsledků těchto modelů se zvýší pravděpodobnost toho, že daný podnik bude správně klasifikován.

ZÁVĚR

Modelování predikce bankrotu je součástí analyzování finančního zdraví podniku. Cílem je odhalit finanční problémy včas, aby mohl být podnik ještě zachráněn a bylo zabráněno jeho bankrotu. Tyto modely se také využívají při poskytování úvěrů na ověření schopnosti podniku splácet své závazky. Bankrotní model je nejčastěji rovnice, která se skládá z finančních ukazatelů, jež lze spočítat z účetních výkazů podniku. Výsledkem výpočtu modelu je jedno číslo, které signalizuje, zda je podnik finančně zdravý, nebo nikoliv. Existuje nepočet těchto modelů, jsou sestavovány mnoha metodami a jejich výpočet je často předmětem obchodního tajemství finančních institucí.

V teoretické části se tato práce zaměřila na postavení bankrotních modelů v ekonomii, dále se práce zabývala vymezením pojmu bankrot, jeho historií, vymezením pojmu bankrotní model; druhy těchto modelů, charakteristikou ROC křivek, klasifikačních metod a stavebního průmyslu, pro který je v praktické části práce sestavován nový model.

V praktické části práce byly zjištěny spolehlivosti vybraných bankrotních modelů pro podniky stavebního průmyslu v České republice. Těmito vybranými bankrotními modely byl Altmanův model, model IN05, Tafflerův model, Springate model a Zmijewského model. Nejlepší spolehlivost pro testované podniky vykazoval Zmijewského model, kdy celková spolehlivost byla 69,19 %. Ostatní modely se ukázaly jako ne příliš vhodné pro predikování bankrotu podniku, jejich spolehlivost byla výrazně nižší od původní spolehlivosti, kterou určili autoři těchto modelů. Důvodem je, že modely nejsou sestavovány z aktuálních dat, nejsou z dat českých podniků (výjimkou je český model IN05) nebo nejsou pro stavební průmysl.

Určením spolehlivosti vybraných bankrotních modelů bylo ověřeno, že je potřeba sestavit nový model. Za pomoci diskriminační analýzy byl vytvořen nový model pro české podniky ze stavebního průmyslu. Původní spolehlivost tohoto modelu je 82,3 % pro bankrotní podniky a 84,62 % pro aktivní podniky, celková spolehlivost je 83,89 %. Tento model byl následně otestován na dalších datech nezahrnutých do původního modelu a zjištěná celková spolehlivost byla ve výši 77,56 % (pro bankrotní 85,71 %, pro aktivní 77,28 %).

Na základě zjištěných výsledků doporučuji při predikování bankrotu pomocí bankrotních modelů pro podniky ze stavebního průmyslu v České republice použít Zmijewského model i nově navržený model a porovnat jejich výsledky, protože oba modely dokáží s vysokou mírou pravděpodobnosti určit, zda podnik směřuje k bankrotu.

SEZNAM POUŽITÉ LITERATURY

- 41 *Výstavba budov. CZ NACE: NACE kódy* [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/nace/41-vystavba-budov/>
- 42 *Inženýrské stavitelství. CZ NACE: NACE kódy* [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/nace/42-inzenyrske-stavitelstvi/>
- 43 *Specializované stavební činnosti. CZ NACE: NACE kódy* [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/nace/43-specializovane-stavebni-cinnosti/>
- A Study of the Application of Springate and Zmijewski Bankruptcy Prediction Models in Firms Accepted in Tehran Stock Exchange* [online]. 2011 [cit. 2017-05-05]. ISSN 1991-8178. Dostupné z: <http://ajbasweb.com/old/ajbas/2011/November-2011/1546-1550.pdf>
- ALTMAN, Edward I. a Gabrielle SABATO. *Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market* [online]. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: <http://people.stern.nyu.edu/ealtman/ModelingCreditRiskforSMEs%20.pdf>
- ALTMAN, E. I. (2000), *Predicting Financial Distress of Companies: Revisiting the Z-score and Zeta® Models*, [online] [cit. 2016-12-25]. Dostupné z: <http://pages.stern.nyu.edu/~ealtman/PredFnclDistr.pdf>
- ALTMAN, Edward I. *PREDICTING FINANCIAL DISTRESS OF COMPANIES: REVISITING THE Z-SCORE AND ZETA® MODELS* [online]. 2000, 1-54 s. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: <https://pdfs.semanticscholar.org/3a40/ad1e6e88fc05ae19564fbd90bccae48accd1.pdf>
- AVENHUIS, J. O. *Testing the generalizability of the bankruptcy prediction models of Altman, Ohlson and Zmijewski for Dutch listed and large non-listed firms* [online] [cit. 2017-04-11]. Dostupné z: https://essay.utwente.nl/64326/1/MSc_Oude%20Avenhuis.pdf
- Bazilejské dohody o kapitáli a kapitálová primeranosť bánk v SR. Národná banka Slovenska* [online]. Slovensko: Technická univerzita v Košiciach, 2013 [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: <http://www.nbs.sk/sk/vyhľadavanie-na-strankach-nbs>
- Bible: překlad 21. století* [online]. 2012 [cit. 2016-11-18]. Dostupné z: <http://www.bible21.cz/online#leviticus/25>
- Bible: překlad 21. století* [online]. 2012 [cit. 2016-11-18]. Dostupné z: <http://www.bible21.cz/online#deuteronomium/15>
- BLACK, Henry Campbell. *A handbook of bankruptcy law: embodying the full text of the act of Congress of 1898, and annotated with references to pertinent decisions under former statutes*. Clark, N.J.: Lawbook Exchange, 2005. ISBN 15-847-7532-7.

BLAHA, Zdenek Sid a Irena JINDŘICHOVSKÁ. *Jak posoudit finanční zdraví firmy: finanční analýza pro investory: bankéře, brokery, manažery, podnikatele i drobné akcionáře*. Dot. 2. dopl. vyd. Praha: Management Press, 1996. ISBN 80-85603-80-2.

BOJANOVSKÁ, H. *Probit analýza a její teoretické vlastnosti* [online]. Brno: Vysoké učení technické v Brně. Fakulta strojního inženýrství. 2009.

Brief history of bankruptcy. Bankruptcy data: a division of new generation [online]. 2016 [cit. 2016-11-18]. Dostupné z: <https://www.bankruptcydata.com/p/brief-history-of-bankruptcy>

BROWN, Nathan. *In silico medicinal chemistry: computational methods to support drug design*. 2015. RSC theoretical and computational chemistry series, 8. ISBN 17-826-2163-6.

BURRILL, Alexander Mansfield. *A new law dictionary and glossary: containing full definitions of the principal terms of the common and civil law*. New-York: J. S. Boorhies, 1850-51.

Nejnovější ekonomické údaje. Český statistický úřad [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z <https://www.czso.cz/csu/czso/aktualniinformace>

FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* [online]. 2006, 27(8), 861-874 [cit. 2017-03-16]. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. ISSN 01678655. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016786550500303X>

FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. *Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions*. Acta Univ. Sapientiae, Economics and Business. 2015, (3), 93-108. DOI: 10.1515/auseb-2015-0006.

FRYDMAN, H; ALTMAN, El; DUEN-LI, K. *Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress*. Journal of Finance. s. 269-291, 1985. ISSN: 00221082.

F Stavebnictví. CZ NACE: NACE kódy [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/nace/f-stavebnictvi/>

GRICE, J. S. and M. T. DUGAN. *The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researchers*. Review of Quantitative Finance and Accounting. 2001, vol. 17, no. 2, s. 151-166. ISSN 1573-7179.

GRÜNWALD a Jaroslava HOLEČKOVÁ. *Finanční analýza a plánování podniku*. Praha, 2009. ISBN 978-808-6929-262.

HRDLIČKA, J. *Výběr modelu, ROC křivka*. [online]. [cit. 2017-03-18]. Dostupné z: https://cw.fel.cvut.cz/wiki/_media/courses/m33sad/roczadani.pdf

Index stavební produkce; Český statistický úřad [online]. [cit. 2017-03-11].
Dostupné z: https://www.czso.cz/csu/czso/sta_cr

KAČENKA, P. *Neuronové sítě*. [online]. [cit. 2017-03-18]. Dostupné z:
<https://mks.mff.cuni.cz/library/NeuronoveSitePK/NeuronoveSitePK.pdf>

KALOUDA, František. *Základy podnikových financí*. Brno: Václav Klemm, 2008. ISBN 978-80-904083-0-2.

KANAPICKIENE, Rasa a Rosvydas MARCINKEVIČIUS. *POSSIBILITIES TO APPLY CLASSICAL BANKRUPTCY PREDICTION MODELS IN THE CONSTRUCTION SECTOR IN LITHUANIA: fejetony, které vycházely od roku 1997 na internetu na adrese http://svet.namodro.cz*. In: ECONOMICS AND MANAGEMENT [online]. 2015, 19(4), s. - [cit. 2017-05-19]. DOI: 10.5755/j01.em.19.4.8095. ISSN 1822-6515. Dostupné z: <http://www.ecoman.ktu.lt/index.php/Ekv/article/view/8095>

KARAS, M. *Měření úvěrového rizika podniků zpracovatelského průmyslu v České republice*. Brno: Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, 2013. 189 s. Vedoucí dizertační práce prof. Ing. Mária Režňáková, CSc.

KISLINGEROVÁ, E. aj. HNILICA. *Finanční analýza: krok za krokem*. 2. vyd. Praha: C.H. Beck, 2008. C.H. Beck pro praxi. ISBN 978-80-7179-713-5.

KUBĚNKA, Michal. *Finanční stabilita podniku a její indikátory*. Pardubice: Univerzita Pardubice, Fakulta ekonomicko-správní, 2015. ISBN 978-80-7395-890-9.

Logistická regrese. Matematická biologie - e-learningová učebnice [online]. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: <http://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=analiza-a-hodnoceni-biologickych-dat--statisticke-modelovani--konkretni-glm-modely--modely-pro-alternativni-a-binomicka-data--logisticka-regrese>

Logistická regrese [online]. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z:
<http://www.trilobyte.cz/downloadfree/qcemanual/logreg.pdf>

Modely a modelování [online]. [cit. 2016-11-19]. Dostupné z:
http://homel.vsb.cz/~bri10/Teaching/Statistika%20II/skriptum/1_Modely_a_modelovani.PDF

Možnosti klasifikačních metod. Publi [online]. Brno: Code Creator, 2016 [cit. 2016-12-26]. Dostupné z: <https://publi.cz/books/80/05.html>

NEUMAIEROVA, I., a I. NEUMAIER. *Index IN05*. In: ČERVINEK, P. (ed.). *Evropské finanční systémy*. Brno: Masarykova univerzita, 2005. s.143-148. ISBN 80-210-3753-9.

NÝVLTOVÁ, Romana a Pavel MARINIČ. *Finanční řízení podniku: moderní metody a trendy*. Praha: Grada, 2010. Prosperita firmy. ISBN 978-80-247-3158-2.

Ottova všeobecná encyklopedie ve dvou svazcích. Praha: Ottovo nakladatelství v divizi Cesty, 2003. ISBN 80-718-1959-X.

Parametrické a neparametrické odhady. Matematická biologie [online]. Brno: Institut biostatistiky a analýz Masarykovy univerzity, 2016 [cit. 2016-12-26]. Dostupné z: <http://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=aplikovana-analyza-klinickych-a-biologickych-dat--aplikovana-analyza-preziti--neparametricke-odhady--parametricke-a-neparametricke-odhady>

Použité bankrotní a bonitní modely. FinAnalysis: Finanční analýza firmy [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: <http://www.finanalysis.cz/pouzite-bankrotni-modely.html>

RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi.* 2., aktualiz. vyd. Praha: Grada, 2008. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-2481-2.

RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi.* 3., rozš. vyd. Praha: Grada, 2010. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3308-1.

ŘEHÁKOVÁ, B. (2000). Nebojte se logistické regrese. Sociologický časopis, 36(4), [online]. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: http://sreview.soc.cas.cz/uploads/5f6961faa17dd98a67cfb71a5205469d297369f5_372_475REHAK.pdf

SEDLÁČEK, Jaroslav. *Finanční analýza podniku.* 2., aktualiz. vyd. Brno: Computer Press, 2011. ISBN 978-80-251-3386-6.

SCHELLEOVÁ, Ilona, Jiří BERKA a Vladislav VĚTROVEC. *Konkurz a vyrovnání.* Praha: Eurolex Bohemia, 2003. ISBN 80-864-3242-4.

Springate score. *YCHARTS* [online]. [cit. 2017-03-11]. Dostupné z: https://ycharts.com/glossary/terms/springate_score

Stavebnictví České republiky. Ministerstvo průmyslu a obchodu [online] [cit. 2017-04-29]. Dostupné z: <https://www.mpo.cz/assets/dokumenty/55253/63201/651647/priloha001.pdf>

ŠPIČKA, J. *The financial condition of the construction companies before bankruptcy.* European Journal of Business and Management. 2013, vol. 5, no. 23, s. 160-166. ISSN 2222-2839.

TSERNG, H. Ping, Po-Cheng CHEN, Wen-Haw HUANG, Man Cheng LEI a Quang Hung TRAN. Prediction of default probability for construction firms using the logit model. *Journal of Civil Engineering and Management* [online]. 2014, 20(2), 247-255 [cit. 2017-03-16]. DOI: 10.3846/13923730.2013.801886. ISSN 1392-3730. Dostupné z: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.3846/13923730.2013.801886>

Učení bez učitele. Matematická biologie [online]. Brno: Institut biostatistiky a analýz Masarykovy univerzity, 2016 [cit. 2016-12-26]. Dostupné z:

<http://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=analiza-a-hodnoceni-biologickych-dat--umela-inteligence--neuronove-site-jednotlivy-neuron--adaptacni-dynamika-neuronu--uceni-bez-ucitele>

Učení s učitelem. Matematická biologie [online]. Brno: Institut biostatistiky a analýz Masarykovy univerzity, 2016 [cit. 2016-12-26]. Dostupné z: <http://portal.matematickabiologie.cz/index.php?pg=analiza-a-hodnoceni-biologickych-dat--umela-inteligence--neuronove-site-jednotlivy-neuron--adaptacni-dynamika-neuronu--uceni-s-ucitelem>

Úvod do neuronových sítí [online] [cit. 2017-03-18]. Dostupné z: http://www.statsoft.cz/file1/PDF/newsletter/2013_02_05_StatSoft_Neuronove_site_linky.pdf

VOCHOZKA, Marek. *Metody komplexního hodnocení podniku*. Praha: Grada, 2011. Finanční řízení. ISBN 978-80-247-3647-1.

Zákon č. 182/2006 Sb., zákon o úpadku a způsobech jeho řešení (insolvenční zákon). In: *Sbírka zákonů*. 30. 3. 2006.

ZEMAN, K. *Metodika pro psaní bakalářských a diplomových prací na Národohospodářské fakultě Vysoké školy ekonomické v Praze*. [online]. [cit. 2017-04-20]. Dostupné z: <http://nf.vse.cz/wp-content/uploads/Metodika-pro-psan%C3%AD-BP-a-DP2.pdf>

ZIKMUND, M. *Kdo jsou to vlastně stakeholders a proč a jak se o ně zajímat* [online]. [cit. 2017-01-31]. Dostupné z: <http://www.businessvize.cz/strategie/kdo-jsou-to-vlastne-stakeholders-a-proc-a-jak-se-o-ne-zajimat>

ZOPOUNIDIS, Constantin. *Multicriteria Decision Aid Methods for the Prediction of Business Failure*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1998. ISBN 07-923-4900-8.

SEZNAM ZKRATEK

CF	cash flow (peněžní tok)
EBT	zisk před zdaněním
EBIT	zisk před zdaněním a úroky
EBITDA	zisk před zdaněním, úroky a odpisy
EAT	čistý zisk
ROC	receiver operating characteristic

SEZNAM TABULEK

Tabulka 1 - Hodnocení Tamariho modelu zpracováno dle VOCHOZKA, M., <i>Metody komplexního hodnocení podniku</i> , 2011.	33
Tabulka 2 - Zařazení daného vzorku, zpracováno dle TSERNG, H. a kol. Prediction of default probability for construction firms using the logit model, 2014. ...	46
Tabulka 3 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Altmanův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	63
Tabulka 4 - Spolehlivost pro bonitní podniky za poslední 5 let (Altmanův model), 2015 až 2011, dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus.....	64
Tabulka 5 - Vyhodnocení Altmanova modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	65
Tabulka 6 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Springate model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	67
Tabulka 7 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Springate model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus.....	68
Tabulka 8 - Vyhodnocení Springate modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	69
Tabulka 9 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Tafflerův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	70
Tabulka 10 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Tafflerův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus.....	71
Tabulka 11 – Vyhodnocení Tafflerova modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	72
Tabulka 12 – Spolehlivost pro bankrotní podniky (Zmijewského model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	73
Tabulka 13 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Zmijewského model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	74

Tabulka 14 - Vyhodnocení Zmijewského modelu dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	75
Tabulka 15 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (model IN05), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	75
Tabulka 16 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (model IN05) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	77
Tabulka 17 - Vyhodnocení modelu IN05 dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	78
Tabulka 18- Počet podniků použitých pro sestavení ROC křivek, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	79
Tabulka 19 - Plocha pod ROC křivkou, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	79
Tabulka 20 - Seznam finančních ukazatelů, které se vyskytují v modelech, zpracováno dle KARAS, M. Měření úvěrového rizika podniků zpracovatelského průmyslu v České republice, s. 28	82
Tabulka 21 - Výsledky diskriminační analýzy, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	83
Tabulka 22 - Klasifikační funkce, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	84
Tabulka 23 – Původní spolehlivost pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	86
Tabulka 24 - Původní spolehlivost pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	86
Tabulka 25 - Celková původní spolehlivost nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	86
Tabulka 26 – Ověření spolehlivosti pro bankrotní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	87
Tabulka 27 - Ověření spolehlivosti pro aktivní podniky nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	87

Tabulka 28 - Ověření celkové spolehlivosti nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	88
---	----

Tabulka 29 - Porovnání efektivnosti testovaných modelů a nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	89
---	----

SEZNAM GRAFŮ

Graf 1 - ROC graf s pěti různými body, převzato z FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.....	48
Graf 2 - Plocha pod křivkou v ROC grafu, převzato z FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.....	49
Graf 3 –Index stavební produkce – mezinárodní porovnání, převzato z Českého statistického úřadu	58
Graf 4 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Altmanův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	63
Graf 5 - Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Altmanův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	65
Graf 6- Spolehlivost pro bankrotní podniky (Springate model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	67
Graf 7 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Springate model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	68
Graf 8 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (Tafflerův model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	70
Graf 9 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Tafflerův model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	71
Graf 10 – Spolehlivost pro bankrotní podniky (Zmijewského model), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus.....	73
Graf 11 - Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (Zmijewského model) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus.....	74
Graf 12 - Spolehlivost pro bankrotní podniky (model IN05), výpočet pro 5 let do bankrotu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	76
Graf 13 – Spolehlivost pro bonitní podniky 2011 až 2015 (model IN05) dle vlastního zpracování z dat databáze Amadeus	77

Graf 14 – ROC křivka pro Zmijewského model, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	80
Graf 15 - ROC křivky pro testované modely (bez Zmijewského), vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	81
Graf 16 - ROC křivka nově vytvořeného modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	88

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obrázek 1 – Příklad modelu stromu, převzato z FRYDMAN, H. a kol. Frydman, Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. 1985.....	44
--	----

SEZNAM ROVNIC

Rovnice 1 - False positive rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.	47
Rovnice 2 - False negative rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.	47
Rovnice 3 - Míra chybovosti, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.	47
Rovnice 4 - True positive rate, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.	47
Rovnice 5 - Specificita, zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.....	47
Rovnice 6 - Míra správné klasifikace. zpracováno dle FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.....	47
Rovnice 7 - Rovnice pro rozhodnutí o zařazení "prvků", zpracováno dle HRDLIČKA, J. <i>Výběr modelu, ROC křivka</i> , 2010	49
Rovnice 8 – Určení pravděpodobnosti, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. <i>Matematická biologie</i> [online]; <i>Logistická regrese</i> [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. <i>Nebojte se logistické regrese</i> , 2000.	53
Rovnice 9 – Výpočet proměnné logit, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. <i>Matematická biologie</i> [online]; <i>Logistická regrese</i> [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. <i>Nebojte se logistické regrese</i> , 2000.	53
Rovnice 10 - Rovnice pravděpodobnosti, logistická regrese, zpracováno dle Logistická regrese. <i>Matematická biologie</i> [online]; <i>Logistická regrese</i> [online] a ŘEHÁKOVÁ, B. <i>Nebojte se logistické regrese</i> , 2000.	53
Rovnice 11 - Rovnice modelu bez konstanty, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	84
Rovnice 12 - Rovnice modelu, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus.....	85

SEZNAM PŘÍLOH

Příloha 1 - CD s daty a výpočty	I
Příloha 2 – Spearmanova korelace pro finanční ukazatele pro data bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	II
Příloha 3 – Pokračování přílohy č. 1 - Spearmanova korelace pro finanční ukazatele pro data bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus ..	IV
Příloha 4 – Spearmanova korelace pro ukazatele bankrotních podniků, odstraněny vysoce korelované proměnné, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus .	V
Příloha 5 – Spearmanova korelace pro ukazatele aktivních podniků po odstranění vysoce korelovaných ukazatelů u bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus	VI

Příloha 1 - CD s daty a výpočty

CD s daty, ze kterých byly dělány veškeré výpočty v této práci, na DC jsou i tyto výpočty

Příloha 2 – Spearmanova korelace pro finanční ukazatele pro data bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Proměnná	Spearmanovy korelace ChD vynechány párově Označ. korelace jsou významné na hl. $p < ,05000$																				
	Prom 2	Prom 3	Prom 4	Prom 5	Prom 6	Prom 7	Prom 8	Prom 9	Prom 11	Prom 12	Prom 13	Prom 14	Prom 15	Prom 16	Prom 17	Prom 18	Prom 19	Prom 20	Prom 21	Prom 22	Prom 23
Prom2	1,00	-0,41	0,37	0,22	0,89	0,94	-0,22	0,32	0,41	0,59	-0,20	0,00	0,41	-0,05	-0,12	0,90	0,97	0,96	0,85	0,89	0,87
Prom3	-0,41	1,00	-0,74	-0,39	-0,40	-0,36	-0,17	-0,85	-1,00	-0,10	-0,17	-0,72	-1,00	0,03	0,36	-0,53	-0,60	-0,54	-0,51	-0,58	-0,39
Prom4	0,37	-0,74	1,00	0,48	0,32	0,24	-0,05	0,79	0,74	0,15	-0,04	0,48	0,74	0,22	-0,28	0,32	0,42	0,38	0,33	0,42	0,34
Prom5	0,22	-0,39	0,48	1,00	0,17	0,17	0,07	0,44	0,39	-0,04	0,07	0,24	0,39	0,14	-0,16	0,20	0,23	0,22	0,15	0,23	0,22
Prom6	0,89	-0,40	0,32	0,17	1,00	0,89	-0,13	0,32	0,40	0,55	-0,11	0,02	0,40	-0,03	-0,12	0,85	0,91	0,89	0,90	0,96	0,80
Prom7	0,94	-0,36	0,24	0,17	0,89	1,00	-0,10	0,30	0,36	0,54	-0,08	0,00	0,36	-0,01	-0,13	0,91	0,94	0,95	0,86	0,88	0,89
Prom8	-0,22	-0,17	-0,05	0,07	-0,13	-0,10	1,00	0,15	0,17	-0,41	0,98	0,21	0,17	-0,07	-0,73	0,00	-0,15	-0,16	-0,13	-0,12	-0,07
Prom9	0,32	-0,85	0,79	0,44	0,32	0,30	0,15	1,00	0,85	0,12	0,16	0,64	0,85	0,37	-0,31	0,38	0,40	0,34	0,42	0,40	0,33
Prom11	0,41	-1,00	0,74	0,39	0,40	0,36	0,17	0,85	1,00	0,10	0,17	0,72	1,00	-0,03	-0,36	0,53	0,60	0,54	0,51	0,58	0,39
Prom12	0,59	-0,10	0,15	-0,04	0,55	0,54	-0,41	0,12	0,10	1,00	-0,39	-0,19	0,10	0,10	-0,01	0,61	0,62	0,61	0,97	0,66	0,55
Prom13	-0,20	-0,17	-0,04	0,07	-0,11	-0,08	0,98	0,16	0,17	-0,39	1,00	0,20	0,17	-0,04	-0,71	-0,02	-0,17	-0,18	-0,15	-0,14	-0,05
Prom14	0,00	-0,72	0,48	0,24	0,02	0,00	0,21	0,64	0,72	-0,19	0,20	1,00	0,72	-0,07	-0,19	0,01	0,04	-0,01	0,05	0,05	-0,05
Prom15	0,41	-1,00	0,74	0,39	0,40	0,36	0,17	0,85	1,00	0,10	0,17	0,72	1,00	-0,03	-0,36	0,53	0,60	0,54	0,51	0,58	0,39
Prom16	-0,05	0,03	0,22	0,14	-0,03	-0,01	-0,07	0,37	-0,03	0,10	-0,04	-0,07	-0,03	1,00	-0,04	-0,09	-0,12	-0,15	-0,02	-0,13	0,02
Prom17	-0,12	0,36	-0,28	-0,16	-0,12	-0,13	-0,73	-0,31	-0,36	-0,01	-0,71	-0,19	-0,36	-0,04	1,00	-0,35	-0,25	-0,22	-0,17	-0,26	-0,25
Prom18	0,90	-0,53	0,32	0,20	0,85	0,91	0,00	0,38	0,53	0,61	-0,02	0,01	0,53	-0,09	-0,35	1,00	0,92	0,92	0,85	0,86	0,89
Prom19	0,97	-0,60	0,42	0,23	0,91	0,94	-0,15	0,40	0,60	0,62	-0,17	0,04	0,60	-0,12	-0,25	0,92	1,00	0,99	0,85	0,92	0,88
Prom20	0,96	-0,54	0,38	0,22	0,89	0,95	-0,16	0,34	0,54	0,61	-0,18	-0,01	0,54	-0,15	-0,22	0,92	0,99	1,00	0,84	0,92	0,87
Prom21	0,85	-0,51	0,33	0,15	0,90	0,86	-0,13	0,42	0,51	0,97	-0,15	0,05	0,51	-0,02	-0,17	0,85	0,85	0,84	1,00	0,90	0,82
Prom22	0,89	-0,58	0,42	0,23	0,96	0,88	-0,12	0,40	0,58	0,66	-0,14	0,05	0,58	-0,13	-0,26	0,86	0,92	0,92	0,90	1,00	0,81
Prom23	0,87	-0,39	0,34	0,22	0,80	0,89	-0,07	0,33	0,39	0,55	-0,05	-0,05	0,39	0,02	-0,25	0,89	0,88	0,87	0,82	0,81	1,00
Prom24	0,98	-0,42	0,37	0,23	0,89	0,94	-0,18	0,35	0,42	0,58	-0,16	0,00	0,42	0,00	-0,16	0,92	0,97	0,96	0,85	0,90	0,89
Prom25	0,94	0,01	-0,05	0,00	0,84	0,92	-0,03	-0,09	-0,01	0,57	-0,02	-0,47	-0,01	-0,09	-0,03	0,81	0,87	0,85	0,74	0,74	0,85
Prom26	0,87	-0,40	0,34	0,23	0,80	0,89	-0,06	0,33	0,40	0,55	-0,04	-0,05	0,40	0,02	-0,26	0,90	0,90	0,88	0,82	0,82	1,00
Prom27	0,01	0,07	-0,05	-0,18	-0,04	-0,01	0,04	-0,06	-0,07	-0,09	0,04	-0,08	-0,07	-0,11	0,05	0,03	-0,05	-0,05	-0,05	-0,10	-0,04

Prom28	0,05	-0,06	-0,19	-0,13	0,03	0,02	0,09	-0,33	0,06	-0,10	0,06	0,10	0,06	-0,98	0,02	0,09	0,14	0,16	0,05	0,15	-0,02
Prom29	0,22	-0,38	0,47	0,93	0,19	0,15	-0,16	0,40	0,38	-0,01	-0,16	0,21	0,38	0,16	-0,01	0,20	0,27	0,26	0,15	0,26	0,16
Prom30	0,46	-0,26	0,12	0,08	0,47	0,50	-0,15	0,29	0,26	0,37	-0,10	0,16	0,26	0,06	0,03	0,51	0,47	0,46	0,52	0,46	0,44
Prom32	-0,05	0,03	0,22	0,14	-0,03	-0,01	-0,07	0,37	-0,03	0,10	-0,04	-0,07	-0,03	1,00	-0,04	-0,09	-0,12	-0,15	-0,02	-0,13	0,02
Prom33	0,23	-0,12	0,30	0,13	0,19	0,18	-0,84	0,20	0,12	0,23	-0,82	0,13	0,12	0,12	0,75	0,02	0,15	0,16	0,18	0,14	0,06
Prom34	0,71	-0,30	0,21	-0,05	0,52	0,69	-0,17	0,20	0,30	0,42	-0,19	0,16	0,30	-0,18	-0,08	0,68	0,67	0,64	0,57	0,51	0,75
Prom35	0,07	-0,52	0,25	0,22	0,11	0,14	0,84	0,45	0,52	-0,23	0,87	0,43	0,52	-0,07	-0,88	0,32	0,22	0,18	0,18	0,22	0,22
Prom37	-0,17	-0,21	0,20	0,15	-0,10	-0,07	0,66	0,49	0,21	-0,17	0,67	0,29	0,21	0,65	-0,45	-0,07	-0,17	-0,18	-0,01	-0,16	-0,01
Prom38	0,11	-0,51	0,33	0,23	0,14	0,15	0,78	0,42	0,51	-0,21	0,82	0,42	0,51	-0,11	-0,98	0,36	0,27	0,23	0,19	0,27	0,27
Prom39	-0,21	-0,12	-0,19	-0,03	-0,14	-0,11	0,92	-0,02	0,12	-0,43	0,92	0,19	0,12	-0,30	-0,66	-0,03	-0,16	-0,17	-0,18	-0,16	-0,10
Prom41	0,93	-0,35	0,32	0,20	0,83	0,88	-0,14	0,27	0,35	0,54	-0,14	-0,04	0,35	-0,04	-0,09	0,81	0,87	0,87	0,78	0,79	0,83

Testované proměnné			
Ukazatel	Prom	Ukazatel	Prom
cash flow/sales	18	net income/operating revenue	26
cash flow/total assets	19	net income/total assets	2
cash flow/total liabilities	20	operating revenue/current assets	39
current assets/total liabilities	9	operating revenue/current liabilities	38
current assets/current liabilities	4	operating revenue/fixed assets	37
current assets/total assets	16, 32	operating revenue/total assets	13
current liabilities/sales	17	operating revenue/total liabilities	35
current assets/sales	33	profit margin (3-years average)	34
EBIT/interest paid	12	retained earnings/total assets	14
EBIT/total assets	6	sales/total assets	8
EBITDA/interest paid	21	shareholder funds/total liabilities	15
EBITDA/total liabilities	22	tangible fixed assets/total assets	28
EBT/current liabilities	7	total assets/total liabilities	11
EBT/operating revenue	23	total liabilities/EBITDA	30
intangible fixed assets/total assets	27	total liabilities/total assets	3
net income/capital	41	working capital/total assets	5
net income/current assets	24	working capital/sales	29
net income/fixed assets	25		

**Příloha 3 – Pokračování přílohy č. 1 - Spearmanova korelace pro finanční ukazatele pro data
bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus**

Prom 24	Prom 25	Prom 26	Prom 27	Prom 28	Prom 29	Prom 30	Prom 32	Prom33	Prom 34	Prom 35	Prom 37	Prom 38	Prom 39	Prom 41
0,98	0,94	0,87	0,01	0,05	0,22	0,46	-0,05	0,23	0,71	0,07	-0,17	0,11	-0,21	0,93
-0,42	0,01	-0,40	0,07	-0,06	-0,38	-0,26	0,03	-0,12	-0,30	-0,52	-0,21	-0,51	-0,12	-0,35
0,37	-0,05	0,34	-0,05	-0,19	0,47	0,12	0,22	0,30	0,21	0,25	0,20	0,33	-0,19	0,32
0,23	0,00	0,23	-0,18	-0,13	0,93	0,08	0,14	0,13	-0,05	0,22	0,15	0,23	-0,03	0,20
0,89	0,84	0,80	-0,04	0,03	0,19	0,47	-0,03	0,19	0,52	0,11	-0,10	0,14	-0,14	0,83
0,94	0,92	0,89	-0,01	0,02	0,15	0,50	-0,01	0,18	0,69	0,14	-0,07	0,15	-0,11	0,88
-0,18	-0,03	-0,06	0,04	0,09	-0,16	-0,15	-0,07	-0,84	-0,17	0,84	0,66	0,78	0,92	-0,14
0,35	-0,09	0,33	-0,06	-0,33	0,40	0,29	0,37	0,20	0,20	0,45	0,49	0,42	-0,02	0,27
0,42	-0,01	0,40	-0,07	0,06	0,38	0,26	-0,03	0,12	0,30	0,52	0,21	0,51	0,12	0,35
0,58	0,57	0,55	-0,09	-0,10	-0,01	0,37	0,10	0,23	0,42	-0,23	-0,17	-0,21	-0,43	0,54
-0,16	-0,02	-0,04	0,04	0,06	-0,16	-0,10	-0,04	-0,82	-0,19	0,87	0,67	0,82	0,92	-0,14
0,00	-0,47	-0,05	-0,08	0,10	0,21	0,16	-0,07	0,13	0,16	0,43	0,29	0,42	0,19	-0,04
0,42	-0,01	0,40	-0,07	0,06	0,38	0,26	-0,03	0,12	0,30	0,52	0,21	0,51	0,12	0,35
0,00	-0,09	0,02	-0,11	-0,98	0,16	0,06	1,00	0,12	-0,18	-0,07	0,65	-0,11	-0,30	-0,04
-0,16	-0,03	-0,26	0,05	0,02	-0,01	0,03	-0,04	0,75	-0,08	-0,88	-0,45	-0,98	-0,66	-0,09
0,92	0,81	0,90	0,03	0,09	0,20	0,51	-0,09	0,02	0,68	0,32	-0,07	0,36	-0,03	0,81
0,97	0,87	0,90	-0,05	0,14	0,27	0,47	-0,12	0,15	0,67	0,22	-0,17	0,27	-0,16	0,87
0,96	0,85	0,88	-0,05	0,16	0,26	0,46	-0,15	0,16	0,64	0,18	-0,18	0,23	-0,17	0,87
0,85	0,74	0,82	-0,05	0,05	0,15	0,52	-0,02	0,18	0,57	0,18	-0,01	0,19	-0,18	0,78
0,90	0,74	0,82	-0,10	0,15	0,26	0,46	-0,13	0,14	0,51	0,22	-0,16	0,27	-0,16	0,79
0,89	0,85	1,00	-0,04	-0,02	0,16	0,44	0,02	0,06	0,75	0,22	-0,01	0,27	-0,10	0,83
1,00	0,93	0,89	0,00	0,01	0,22	0,47	0,00	0,21	0,70	0,11	-0,13	0,14	-0,20	0,91
0,93	1,00	0,85	0,16	0,06	0,00	0,36	-0,09	0,00	0,58	0,06	-0,17	0,08	0,00	0,91
0,89	0,85	1,00	-0,05	-0,01	0,17	0,43	0,02	0,05	0,74	0,23	-0,02	0,28	-0,09	0,82
0,00	0,16	-0,05	1,00	0,02	-0,21	0,01	-0,11	-0,03	0,16	-0,02	-0,12	-0,04	0,04	-0,01
0,01	0,06	-0,01	0,02	1,00	-0,13	-0,06	-0,98	-0,11	0,14	0,10	-0,59	0,15	0,31	0,04
0,22	0,00	0,17	-0,21	-0,13	1,00	0,09	0,16	0,29	0,01	0,00	0,04	0,03	-0,28	0,21
0,47	0,36	0,43	0,01	-0,06	0,09	1,00	0,06	0,18	0,41	0,03	0,04	0,00	-0,15	0,47
0,00	-0,09	0,02	-0,11	-0,98	0,16	0,06	1,00	0,12	-0,18	-0,07	0,65	-0,11	-0,30	-0,04
0,21	0,00	0,05	-0,03	-0,11	0,29	0,18	0,12	1,00	0,14	-0,69	-0,32	-0,71	-0,93	0,19
0,70	0,58	0,74	0,16	0,14	0,01	0,41	-0,18	0,14	1,00	0,06	-0,16	0,07	-0,15	0,65
0,11	0,06	0,23	-0,02	0,10	0,00	0,03	-0,07	-0,69	0,06	1,00	0,62	0,96	0,80	0,04
-0,13	-0,17	-0,02	-0,12	-0,59	0,04	0,04	0,65	-0,32	-0,16	0,62	1,00	0,54	0,40	-0,13
0,14	0,08	0,28	-0,04	0,15	0,03	0,00	-0,11	-0,71	0,07	0,96	0,54	1,00	0,78	0,07
-0,20	0,00	-0,09	0,04	0,31	-0,28	-0,15	-0,30	-0,93	-0,15	0,80	0,40	0,78	1,00	-0,17
0,91	0,91	0,82	-0,01	0,04	0,21	0,47	-0,04	0,19	0,65	0,04	-0,13	0,07	-0,17	1,00

Příloha 4 – Spearmanova korelace pro ukazatele bankrotních podniků, odstraněny vysoce korelované proměnné, vlastní zpracování z dat databáze

Amadeus

Proměnná	Spearmanovy korelace ChD vynechány párově Označ. korelace jsou významné na hl. p <,05000																		
	Prom2	Prom4	Prom5	Prom6	Prom9	Prom12	Prom13	Prom14	Prom15	Prom17	Prom18	Prom27	Prom28	Prom30	Prom33	Prom34	Prom35	Prom37	Prom23
Prom2	1,000	0,365	0,219	0,890	0,324	0,585	-0,197	-0,001	0,409	-0,122	0,899	0,012	0,051	0,463	0,229	0,714	0,072	-0,171	0,871
Prom4	0,365	1,000	0,483	0,323	0,790	0,152	-0,037	0,477	0,738	-0,278	0,317	-0,046	-0,186	0,116	0,302	0,215	0,252	0,198	0,338
Prom5	0,219	0,483	1,000	0,174	0,437	-0,044	0,074	0,244	0,390	-0,156	0,195	-0,178	-0,132	0,085	0,134	-0,050	0,219	0,149	0,220
Prom6	0,890	0,323	0,174	1,000	0,319	0,546	-0,110	0,019	0,403	-0,118	0,850	-0,039	0,033	0,470	0,191	0,516	0,112	-0,103	0,797
Prom9	0,324	0,790	0,437	0,319	1,000	0,125	0,158	0,642	0,850	-0,314	0,382	-0,057	-0,335	0,288	0,199	0,198	0,453	0,488	0,333
Prom12	0,585	0,152	-0,044	0,546	0,125	1,000	-0,393	-0,185	0,101	-0,014	0,610	-0,091	-0,098	0,375	0,232	0,420	-0,226	-0,171	0,553
Prom13	-0,197	-0,037	0,074	-0,110	0,158	-0,393	1,000	0,202	0,167	-0,708	-0,018	0,039	0,057	-0,104	-0,819	-0,194	0,867	0,667	-0,049
Prom14	-0,001	0,477	0,244	0,019	0,642	-0,185	0,202	1,000	0,716	-0,195	0,006	-0,082	0,101	0,159	0,133	0,156	0,429	0,289	-0,051
Prom15	0,409	0,738	0,390	0,403	0,850	0,101	0,167	0,716	1,000	-0,359	0,534	-0,073	0,055	0,261	0,116	0,295	0,518	0,214	0,390
Prom17	-0,122	-0,278	-0,156	-0,118	-0,314	-0,014	-0,708	-0,195	-0,359	1,000	-0,351	0,054	0,022	0,032	0,751	-0,081	-0,884	-0,451	-0,246
Prom18	0,899	0,317	0,195	0,850	0,382	0,610	-0,018	0,006	0,534	-0,351	1,000	0,030	0,094	0,511	0,016	0,680	0,322	-0,071	0,893
Prom27	0,012	-0,046	-0,178	-0,039	-0,057	-0,091	0,039	-0,082	-0,073	0,054	0,030	1,000	0,018	0,008	-0,035	0,157	-0,021	-0,116	-0,040
Prom28	0,051	-0,186	-0,132	0,033	-0,335	-0,098	0,057	0,101	0,055	0,022	0,094	0,018	1,000	-0,060	-0,110	0,144	0,104	-0,591	-0,017
Prom30	0,463	0,116	0,085	0,470	0,288	0,375	-0,104	0,159	0,261	0,032	0,511	0,008	-0,060	1,000	0,176	0,408	0,028	0,036	0,444
Prom33	0,229	0,302	0,134	0,191	0,199	0,232	-0,819	0,133	0,116	0,751	0,016	-0,035	-0,110	0,176	1,000	0,142	-0,685	-0,321	0,059
Prom34	0,714	0,215	-0,050	0,516	0,198	0,420	-0,194	0,156	0,295	-0,081	0,680	0,157	0,144	0,408	0,142	1,000	0,058	-0,155	0,755
Prom35	0,072	0,252	0,219	0,112	0,453	-0,226	0,867	0,429	0,518	-0,884	0,322	-0,021	0,104	0,028	-0,685	0,058	1,000	0,619	0,220
Prom37	-0,171	0,198	0,149	-0,103	0,488	-0,171	0,667	0,289	0,214	-0,451	-0,071	-0,116	-0,591	0,036	-0,321	-0,155	0,619	1,000	-0,010
Prom23	0,871	0,338	0,220	0,797	0,333	0,553	-0,049	-0,051	0,390	-0,246	0,893	-0,040	-0,017	0,444	0,059	0,755	0,220	-0,010	1,000

Příloha 5 – Spearmanova korelace pro ukazatele aktivních podniků po odstranění vysoce korelovaných ukazatelů u bankrotních podniků, vlastní zpracování z dat databáze Amadeus

Proměnná	Spearmanovy korelace ChD vynechány párově Označ. korelace jsou významné na hl. p <,05000																		
	X2	X4	X5	X6	X9	X12	X13	X14	X15	X17	X18	X23	X27	X28	X30	X33	X34	X35	X37
X2	1,00	0,35	-0,05	0,97	0,32	0,66	0,18	-0,09	0,31	-0,32	0,80	0,93	0,06	-0,05	-0,52	-0,11	0,66	0,35	0,12
X4	0,35	1,00	0,21	0,31	0,89	0,39	0,04	0,54	0,74	-0,71	0,29	0,35	-0,11	-0,21	-0,50	0,13	0,34	0,62	0,17
X5	-0,05	0,21	1,00	-0,04	0,21	-0,12	-0,07	0,08	0,07	-0,03	-0,01	-0,03	0,08	-0,22	-0,05	0,23	-0,03	0,02	0,19
X6	0,97	0,31	-0,04	1,00	0,29	0,61	0,21	-0,12	0,27	-0,31	0,79	0,90	0,07	-0,02	-0,53	-0,12	0,65	0,35	0,12
X9	0,32	0,89	0,21	0,29	1,00	0,40	0,12	0,62	0,81	-0,64	0,23	0,29	-0,11	-0,29	-0,53	0,11	0,38	0,72	0,27
X12	0,66	0,39	-0,12	0,61	0,40	1,00	0,12	0,15	0,37	-0,34	0,53	0,65	-0,01	-0,11	-0,29	-0,07	0,54	0,37	0,14
X13	0,18	0,04	-0,07	0,21	0,12	0,12	1,00	-0,13	-0,04	-0,46	-0,27	-0,11	-0,10	-0,21	-0,15	-0,73	-0,15	0,59	0,63
X14	-0,09	0,54	0,08	-0,12	0,62	0,15	-0,13	1,00	0,77	-0,44	0,05	-0,02	-0,03	0,12	-0,32	0,01	0,19	0,49	-0,18
X15	0,31	0,74	0,07	0,27	0,81	0,37	-0,04	0,77	1,00	-0,64	0,33	0,34	-0,06	0,14	-0,55	-0,04	0,42	0,71	-0,17
X17	-0,32	-0,71	-0,03	-0,31	-0,64	-0,34	-0,46	-0,44	-0,64	1,00	-0,14	-0,20	0,08	-0,04	0,54	0,51	-0,20	-0,87	-0,12
X18	0,80	0,29	-0,01	0,79	0,23	0,53	-0,27	0,05	0,33	-0,14	1,00	0,89	0,11	0,26	-0,47	0,13	0,66	0,08	-0,26
X23	0,93	0,35	-0,03	0,90	0,29	0,65	-0,11	-0,02	0,34	-0,20	0,89	1,00	0,08	0,05	-0,49	0,10	0,73	0,20	-0,09
X27	0,06	-0,11	0,08	0,07	-0,11	-0,01	-0,10	-0,03	-0,06	0,08	0,11	0,08	1,00	0,01	0,00	0,00	0,02	-0,10	-0,08
X28	-0,05	-0,21	-0,22	-0,02	-0,29	-0,11	-0,21	0,12	0,14	-0,04	0,26	0,05	0,01	1,00	-0,12	-0,23	0,03	-0,03	-0,80
X30	-0,52	-0,50	-0,05	-0,53	-0,53	-0,29	-0,15	-0,32	-0,55	0,54	-0,47	-0,49	0,00	-0,12	1,00	0,14	-0,39	-0,57	-0,02
X33	-0,11	0,13	0,23	-0,12	0,11	-0,07	-0,73	0,01	-0,04	0,51	0,13	0,10	0,00	-0,23	0,14	1,00	0,11	-0,48	-0,08
X34	0,66	0,34	-0,03	0,65	0,38	0,54	-0,15	0,19	0,42	-0,20	0,66	0,73	0,02	0,03	-0,39	0,11	1,00	0,24	-0,07
X35	0,35	0,62	0,02	0,35	0,72	0,37	0,59	0,49	0,71	-0,87	0,08	0,20	-0,10	-0,03	-0,57	-0,48	0,24	1,00	0,26
X37	0,12	0,17	0,19	0,12	0,27	0,14	0,63	-0,18	-0,17	-0,12	-0,26	-0,09	-0,08	-0,80	-0,02	-0,08	-0,07	0,26	1,00